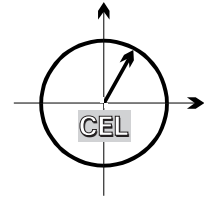


■ *Forschungsberichte aus dem
Institut für Nachrichtentechnik des
Karlsruher Instituts für Technologie*



Michael Sebastian Mühlhaus

■ **Automatische
Modulationsartenerkennung
in MIMO-Systemen**

Copyright: Institut für Nachrichtentechnik (CEL)
Karlsruher Institut für Technologie (KIT)
Januar 2014

Druck: Frick Kreativbüro & Onlinedruckerei e.K.
Postfach 1154
86381 Krumbach

ISSN: 1433-3821

- Band 1 Marcel Kohl
**Simulationsmodelle für die Bewertung von
Satellitenübertragungstrecken im
20/30 GHz Bereich**
- Band 2 Christoph Delfs
**Zeit-Frequenz-Signalanalyse: Lineare und
quadratische Verfahren sowie vergleichende
Untersuchungen zur Klassifikation von Klaviertönen**
- Band 3 Gunnar Wetzker
**Maximum-Likelihood Akquisition von Direct
Sequence Spread-Spectrum Signalen**
- Band 4 Anne Wiesler
**Parametergesteuertes Software Radio
für Mobilfunksysteme**
- Band 5 Karl Lütjen
**Systeme und Verfahren für strukturelle
Musteranalysen mit Produktionsnetzen**
- Band 6 Ralf Machauer
Multicode-Detektion im UMTS
- Band 7 Gunther M. A. Sessler
**Schnell konvergierender Polynomial Expansion
Multiuser Detektor mit niedriger Komplexität**
- Band 8 Henrik Schober
**Breitbandige OFDM Funkübertragung bei
hohen Teilnehmergegeschwindigkeiten**
- Band 9 Arnd-Ragnar Rhiemeier
Modulares Software Defined Radio
- Band 10 Mustafa Mengüç Öner
**Air Interface Identification for
Software Radio Systems**

- Band 11 Fatih Çapar
**Dynamische Spektrumverwaltung und
elektronische Echtzeitvermarktung von
Funkspektren in Hotspotnetzen**
- Band 12 Ihan Martoyo
Frequency Domain Equalization in CDMA Detection
- Band 13 Timo Weiß
OFDM-basiertes Spectrum Pooling
- Band 14 Wojciech Kuropatwiński-Kaiser
**MIMO-Demonstrator basierend
auf GSM-Komponenten**
- Band 15 Piotr Rykaczewski
**Quadratureempfänger für Software Defined Radios:
Kompensation von Gleichlauf Fehlern**
- Band 16 Michael Eisenacher
Optimierung von Ultra-Wideband-Signalen (UWB)
- Band 17 Clemens Klöck
Auction-based Medium Access Control
- Band 18 Martin Henkel
**Architektur eines DRM-Empfängers
und Basisbandalgorithmen zur Frequenzakquisition
und Kanalschätzung**
- Band 19 Stefan Edinger
**Mehrträgerverfahren mit dynamisch-adaptiver
Modulation zur unterbrechungsfreien
Datenübertragung in Störfällen**
- Band 20 Volker Blaschke
Multiband Cognitive Radio-Systeme

Forschungsberichte aus dem Institut für Nachrichtentechnik
des Karlsruher Instituts für Technologie

Herausgeber: Prof. Dr. rer. nat. Friedrich Jondral

- Band 21 Ulrich Berthold
**Dynamic Spectrum Access using OFDM-based
Overlay Systems**
- Band 22 Sinja Brandes
**Suppression of Mutual Interference in
OFDM-based Overlay Systems**
- Band 23 Christian Körner
**Cognitive Radio – Kanalsegmentierung und
Schätzung von Periodizitäten**
- Band 24 Tobias Renk
**Cooperative Communications: Network Design and
Incremental Relaying**
- Band 25 Dennis Burgkhardt
**Dynamische Reallokation von spektralen Ressourcen
in einem hierarchischen Auktionssystem**
- Band 26 Stefan Nagel
**Portable Waveform Development for
Software Defined Radios**
- Band 27 Hanns-Ulrich Dehner
**Interferenzuntersuchungen für inkohärente
Multiband Ultra-Breitband (UWB) Übertragung**
- Band 28 Maximilian Hauske
Signalverarbeitung für optoelektronische Sensoren
- Band 29 Jens Elsner
**Interference Mitigation in
Frequency Hopping Ad Hoc Networks**
- Band 30 Georg Vallant
**Modellbasierte Entzerrung
von Analog/Digital-Wandler-Systemen**

- Band 31 Martin Braun
 **OFDM Radar Algorithms in
 Mobile Communication Networks**
- Band 32 Michael Mühlhaus
 **Automatische Modulationsartenerkennung
 in MIMO-Systemen**

Vorwort des Herausgebers

Die Aufgabe, aus einem an der Antenne anliegenden Kommunikationssignal automatisch das Modulationsverfahren zu bestimmen, mit dem die Information auf den Träger aufgebracht wurde, stammt aus der Funkaufklärung. Dort werden Empfänger eingesetzt, die alle für die Rekonstruktion der gesendeten Information benötigten Parameter (Mittelfrequenz, Bandbreite, Symboltakt, Modulationsverfahren, Rahmenstruktur, Codierverfahren etc.) ohne jede Vorkenntnis, d.h. blind, und in Echtzeit aus dem Signal extrahieren.

Im Zusammenhang mit der stark wachsenden Nutzung der für den Mobilfunk geeigneten Spektralbereiche wird es notwendig, Transceiver zu entwickeln, die dazu in der Lage sind, ihr elektromagnetisches Umfeld zu beobachten, aus den vorgenommenen Messungen zu lernen und, darauf aufbauend, sich in der Wahl ihres Sende- und Empfangsverhaltens optimal an dieses Umfeld anzupassen. In der Kommunikationstechnik werden solche adaptiven Transceiver als Cognitive Radios (CRs) bezeichnet. Anwendung finden CR Netze z.B. zur Nutzung von TV White Spaces, bei der dem Fernsehen zugeteilte Frequenzen in Regionen, in denen diese nicht genutzt werden, Sekundärnutzern zur Verfügung stehen. In Zukunft ist auch mit einer bezüglich der Übertragungsverfahren heterogenen, adaptiven Nutzung frei verfügbarer Frequenzbereiche (z.B. in den ISM Bändern) zu rechnen, womit die automatische Modulationsartenerkennung, natürlich mit vorgeschalteter, blinder Frequenz- und Takt-synchronisation sowie Kanalverzerrung, auch für CRs in Spiel kommt.

Die Übertragung von aus der Funkaufklärung bekannten Verfahren zur Modulationsartenerkennung auf CRs ist nicht ohne weiteres möglich, da diese einerseits oft vertraulich behandelt werden und andererseits in der Funkaufklärung die Kosten keine so überragende Rolle wie in der Mobilkommunikation spielen. Darüber hinaus ist für den Mobilfunk in den letzten Jahren ein Trend zur MIMO (Multiple Input Multiple Output) Übertragung zu erkennen, die einen großen Einfluss auf die Möglichkeiten der Modulationsartenerkennung hat, der bisher allerdings, zumindest in der öffentlich zugänglichen Literatur,

nicht hinreichend gewürdigt wurde. An diesem Punkt setzt die Arbeit von Michael Mühlhaus an.

Die aus der Literatur bekannten Verfahren zur Modulationsartenerkennung lassen sich grob in zwei Klassen einteilen: Einerseits gibt es Klassifikatoren, die vor dem Hintergrund einer Belehrung durch eine gekennzeichnete, hinreichend große Lernstichprobe statistisch entscheiden, andererseits solche, die direkt auf die Werte aus dem Signalverlauf extrahierter Merkmale zurückgreifen, also nicht belehrt werden und heuristisch entscheiden. In der vorliegenden Dissertation wird ein Klassifikator aus der zweiten Gruppe entworfen, wobei als Merkmale Kumulanten der Verteilungen der Symbole der beteiligten Modulationsverfahren in der komplexen Ebene dienen. Die Arbeit zeigt zunächst die Anwendbarkeit des ausgewählten Verfahrens auf die Aufgabenstellung, indem der Klassifikator unter der Annahme perfekter Synchronisation und vollständiger Kenntnis des Übertragungskanals (oder bei MIMO besser: Kenntnis der Kanalmatrix) beschrieben, simuliert und bewertet wird. Im nächsten Schritt wird auf die beiden oben gemachten Voraussetzungen verzichtet, was nach sich zieht, dass vor der Klassifikation der Kanal sowie die Frequenz und die Symbolrate blind geschätzt werden müssen. Schließlich wird in einem dritten Schritt nachgewiesen, dass das entwickelte Verfahren zur automatischen Modulationsartenerkennung in MIMO Systemen auch in der Realität funktioniert.

Karlsruhe, im Januar 2014

Friedrich Jondral

Automatische Modulationsartenerkennung in MIMO-Systemen

Zur Erlangung des akademischen Grades eines

DOKTOR-INGENIEURS

von der Fakultät für

Elektrotechnik und Informationstechnik

des Karlsruher Instituts für Technologie (KIT)

genehmigte

DISSERTATION

von

Dipl.-Ing. Michael Sebastian Mühlhaus

aus Hannover

Tag der mündlichen Prüfung:

30. Januar 2014

Hauptreferent:

Prof. Dr.rer.nat. Friedrich K. Jondral

Korreferent:

Prof. Dr.-Ing. Hans Schotten

Danksagung

Durch eine Dissertation wird die Befähigung zur eigenständigen wissenschaftlichen Arbeit nachgewiesen. In der vorliegenden Form ist sie das Ergebnis einer fünfjährigen Arbeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Nachrichtentechnik des Karlsruher Instituts für Technologie (KIT). Es kann leicht vergessen werden, dass ich den langen Weg zur Promotion zwar eigenständig, nicht jedoch alleine gegangen bin. Dafür bin ich einer Vielzahl von Personen zu tiefem Dank verpflichtet.

Zuerst möchte ich meinen Eltern danken. Meinem Vater dafür, dass er die naturwissenschaftliche Neugierde und das technische Interesse in mir geweckt hat und mir gezeigt hat, wie man wissenschaftliche Fragestellungen löst. Meiner Mutter für Ihren unerschütterlichen Glauben in meine Fähigkeiten, ohne den meine schulische Karriere sehr früh beendet wäre, und die mir gezeigt hat wie man Probleme löst.

Mein besonderer Dank richtet sich an Herrn Prof. Friedrich Jondral. Er hat mir vertraut, mich gefördert und mir so viele Freiheiten gelassen, dass eine Arbeitsatmosphäre entstand, in der ich mich fachlich und persönlich entwickeln konnte. Viele Gespräche und Diskussionen haben bei mir einen bleibenden Eindruck hinterlassen.

Wie bei vermutlich jeder Dissertation gab es auch bei mir Zeiten des starken Zweifelns. Kaum einer kann das besser bezeugen als Herr Dr. Holger Jäkel. Er hat sich meiner angenommen, mich motiviert und auch an mich geglaubt. Hierdurch trägt er einen entscheidenden Anteil am Zustandekommen dieser Dissertation. Des Weiteren danke ich ihm für die zahlreichen konstruktiven und kritischen Kommentare, für die sehr sorgfältige Durchsicht der Arbeit sowie für das viele *vor sich hin Philosophieren*.

Ganz herzlich danke ich Frau Prof. Octavia Dobre und Herrn Prof. Mengüç Öner für die intensiven Diskussionen sowie für die konstruktive und ausgiebige

Auseinandersetzung mit meiner Arbeit. Die vielen Stunden, die sie in Telefon- und E-mailkonferenzen investiert haben, haben erheblich zur Qualität der Arbeit beigetragen. Frau Prof. Octavia Dobre danke ich zusätzlich für den sehr interessanten und eindrucksvollen Aufenthalt als Gastwissenschaftler an der Memorial University of Newfoundland im Winter 2012/2013.

Herrn Prof. Hans Schotten danke ich aufrichtig für das Interesse an meiner Arbeit und für die Übernahme des Korreferats.

Ich danke meinen Kollegen und den Mitarbeitern des Instituts für Nachrichtentechnik für die angenehme Zeit und für die vielen hilfreichen fachlichen Diskussionen. Meiner Familie, meinen Freunden und besonders meiner Frau Anna danke ich für den bedingungslosen Rückhalt, den sie mir geben.

Inhaltsverzeichnis

1. Einleitung	1
1.1. Anwendung automatischer Modulationsartenerkennung	3
1.2. Aufbau der Arbeit	5
2. Grundlagen	7
2.1. Kumulanten	7
2.1.1. Kumulanten einer reellen Zufallsvariablen	7
2.1.2. Kumulanten einer komplexen Zufallsvariablen	10
2.1.3. Kumulanten mehrdimensionaler Zufallsvariablen	12
2.1.4. Kumulanten stochastischer Prozesse	13
2.2. Likelihood-Ratio-Tests	15
2.2.1. Das Bayes-Kriterium	15
2.2.2. Maximum-a-posteriori-Kriterium (MAP)	17
2.2.3. Average-Likelihood-Ratio-Test	18
2.3. Multiple-Input Multiple-Output (MIMO)-Systeme	19
2.3.1. Space-Time-Codes	20
2.3.2. Kanalkompensation	22
2.4. Hauptkomponentenanalyse	23
2.5. Independent Component Analysis (ICA)	24
3. Literaturübersicht und Problemstellung	27
3.1. Literaturübersicht	27
3.1.1. Automatische Modulationsartenerkennung für Single-Input Single-Output-Systeme	27
3.1.2. Automatische Modulationsartenerkennung für Multiple- Input Multiple-Output	30
3.1.3. Merkmalbasierte Verfahren	35
3.2. Problemstellung	36
4. Merkmalbasierter Klassifikator	39
4.1. Aufbau	39
4.1.1. Kanalkompensation	40

4.1.2.	Merkmalextraktion	41
4.2.	Kombination und Klassifikation	42
4.2.1.	Maximum-Likelihood (ML) Lösung für die Kumulante $\kappa^{(4,0)}$	42
4.2.2.	Minimum-Varianz (MV) Schätzer	54
4.3.	Erweiterungen	56
4.3.1.	Merkmale höherer Ordnung	56
4.3.2.	Merkmalvektoren	58
4.4.	Theoretische Klassifikationsraten	65
4.5.	Komplexitätsanalyse	66
4.6.	Zusammenfassung	69
5.	Entwurf eines Klassifikationsempfängers	71
5.1.	Unbekannte Trägerphase	71
5.2.	Unbekannter Funkkanal	72
5.2.1.	Spatial-Multiplexing	72
5.2.2.	Space-Time-Codes	75
5.3.	Unbekannte Rauschvarianz	76
5.4.	Synchronisation	79
5.4.1.	Erweitertes Systemmodell	79
5.4.2.	Frequenzschätzung	80
5.4.3.	Symbolratenschätzung	89
5.4.4.	Zeit- und Taktsynchronisation	89
5.5.	Zusammenfassung	90
6.	Messungen	93
6.1.	Single-Input Multiple-Output Messungen	93
6.1.1.	Sensornetzwerk	93
6.1.2.	Sender	95
6.1.3.	Versuchsaufbau	98
6.1.4.	Auswertung	99
6.2.	Multiple-Input Multiple-Output Messungen	104
6.2.1.	Sender und Empfänger	104
6.2.2.	Versuchsaufbau	105
6.2.3.	Auswertung	106
6.3.	Zusammenfassung	110
7.	Zusammenfassung und Fazit	111

A. Kumulanten bis zur Ordnung Acht	115
B. Kovarianzmatizen des Kumulantenschätzers	121
B.1. Kovarianzmatrix $\Sigma_i^{(4,0)}$ der Merkmale $\hat{\kappa}^{(4,0)}$	121
B.2. Kovarianzmatrix $\Sigma_i^{(4,2)}$ der Merkmale $\hat{\kappa}^{(4,2)}$	121
B.3. Kreuzkovarianzmatrix $\Sigma_i^{(4,0);(4,2)}$ der Merkmale $\hat{\kappa}^{(4,0)}$ und $\hat{\kappa}^{(4,2)}$	122
C. Klassifikationsperformance von 2-dimensionalen Merkmalsvektoren	123
Literaturverzeichnis	129
Stipendium	139
Index	141

Abkürzungsverzeichnis

ALRT	Average-Likelihood-Ratio-Test
AM	Amplitudenmodulation
ASK	Amplitude-Shift Keying
AWGN	Additives Weißes Gaußsches Rauschen
BPSK	Binary Phase-Shift Keying
CEL	Communications Engineering Lab
CR	Cognitive Radio
DAB	Digital Audio Broadcast
DBLAST	Diagonal Bell Labs Layered Space Time Architecture
DFT	Diskrete Fourier-Transformation
FM	Frequenzmodulation
FSK	Frequency-Shift Keying
GMSK	Gaussian Minimum-Shift Keying
GPS	Global Positioning System
HLRT	Hybrid Likelihood Ratio Test
HML	Hybrid Maximum Likelihood
ICA	Independent Component Analysis
ISM	Industrial, Scientific and Medical
JADE	Joint-Approximate Diagonalization of Eigenmatrices
MAP	Maximum-a-posteriori
MAP	Maximum-a-posteriori
MIMO	Multiple-Input Multiple-Output
ML	Maximum-Likelihood
MMSE	Minimum-Mean-Square Error
MSE	Mean Square Error
MV	Minimum-Varianz
OFDM	Orthogonal Frequency-Division Multiplexing
PAR	Peak to Average Ratio
PSK	Phase-Shift Keying
QAM	Quadrature Amplitude Modulation

RDS	Radio Data System
SDR	Software-Defined-Radio
SIMO	Single-Input Multiple-Output
SISO	Single-Input Single-Output
SNR	Signal-zu-Rauschverhältnis
UDP	User Datagram Protocol
USRP	Universal Software Radio Platform
VBLAST	Vertical Bell Labs Layered Space Time Architecture
ZF	Zero-Forcing

Symbolverzeichnis

Zeichen	Beschreibung
$(\cdot)_{i_1, \dots, i_j}$	Auswahl eines Elementes eines Vektors, einer Matrix oder eines Tensors
$ \cdot $	Bei Skalaren: Betrag, bei Mengen: Mächtigkeit der Menge, bei Matrizen: Determinante
$\ \cdot\ ^2$	Euklidnorm, Summe aller Betragsquadrate der Matrixeinträge
$(\cdot)^*$	Konjugation
$(\cdot)^{(*)_i}$	Konjugation, wenn dem Element i einer Konjugation zugeordnet ist
$(\cdot)^+$	Pseudoinverse
$(\cdot)^{-1}$	Inverse
$(\cdot)^H$	Adjunktion
$(\cdot)^T$	Transposition
$(\cdot)^\circ$	Hadamardprodukt
$(\cdot)^{\beta^\circ}$	β -faches Hadamardprodukt
!	Fakultät
α	Zyklische Frequenz
a	Amplitude
β	Exponent, $\beta = \beta_1 + \dots + \beta_{N_r}$
\mathbf{b}	Merkmalsvektor, $\mathbf{b} = [b_1, \dots, b_B]^T$
$\tilde{\mathbf{b}}$	Dekorrelierte Merkmale
B	Anzahl an Elementen in \mathbf{b}
B_r	Bellzahl der Ordnung r
$\mathcal{C}^{(r,s)}$	Kumulatentensor der Ordnung r mit s konjugierten Termen
c	Konstante
$\mathbf{C}\{\cdot\}$	Kovarianz
$\hat{\mathbf{C}}\{\cdot\}$	Geschätzte Kovarianz
C_{ij}	Kosten für eine Entscheidung
$\Delta\sigma_{MSE}^2$	Mittlerer quadratischer Fehler der Rauschvarianzschätzung

Δf	Frequenzoffset
Δf_{DFT}	Frequenzauflösung der DFT
Δf_{RMS}	Mittlerer quadratischer Fehler der Frequenzschätzung
$\Delta \tilde{f}$	Nach Frequenzkorrektur vorhandener Fehler
$\mathbf{d}[k]$	Datenvektor, $\mathbf{d} = [d[1], \dots, d[K]]^T$
\mathbf{D}	Matrix mit Eigenwerten
$\eta(s), s \in \mathbb{R}$	Nullmomente erzeugende Funktion
$E\{\cdot\}$	Erwartungswert
$\hat{E}\{\cdot\}$	Zeitmittelwert, Schätzung des Erwartungswerts
\mathbf{E}	Matrix mit Eigenvektoren
f	Frequenz
f_A	Abtastfrequenz
f_T	Trägerfrequenz
$f_X(x)$	Dichte von X
$f_{X Y}(x y)$	Dichte X unter der Bedingung Y
$\mathcal{F}\{\cdot\}$	Fouriertransformation
γ	Exponent, $\gamma = \gamma_1 + \dots + \gamma_{N_r}$
$\Gamma(\cdot)$	Gammafunktion
$g(t)$	Pulsform
\mathbf{G}	Zu \mathbf{H} ähnliche Matrix, $\mathbf{G} = \mathbf{P}\mathbf{H}$
$\mathcal{G}(t)$	Vektor der Pulsformung
h_{n_r, n_t}	Kanalkoeffizient zwischen Sendeantenne N_t und Empfangsantenne N_r
\mathbf{H}	Kanalmatrix
$\tilde{\mathbf{H}}$	Geschätzte Kanalmatrix
$\hat{\mathbf{H}}$	Geschätzte, phasenkorrigierte Kanalmatrix
H_j	Hypothese j
\mathcal{H}	Vektor der Kanalmatrix
i	Index
i_j	Auswahl eines Tensorelements
I	Dimension des Zufallsvektors \mathbf{X}
\mathbf{I}_d	$d \times d$ Einheitsmatrix
j	Imaginäre Element $j^2 = -1$
	Laufindex, $j = 1 \dots \rho $
	Index, $j \in \{1, \dots, I\}$
$\kappa^{(r)}$	Verkürzte Schreibweise von $\kappa^{(r)}\{X\}$
$\kappa^{(r)}\{X\}$	r -te Kumulante der reellen Zufallsvariable X
$\kappa^{(r,s)}$	1. Verkürzte Schreibweise von $\kappa^{(r,s)}\{X\}$

	2. Verkürzte Schreibweise von $\kappa^{(r,s)}(t, \boldsymbol{\tau} = \mathbf{0})$, falls Prozess stationär
$\kappa^{(r,s)}\{X\}$	r -te Kumulante s -mal konjugiert von X
$\kappa^{(r,s)}(t, \boldsymbol{\tau})$	Kumulante der Ordnung r mit s konjugierten Termen eines stochastischen Prozesses mit dem Verzögerungsvektor $\boldsymbol{\tau}$
$\kappa_{\alpha}^{(r,s)}$	Verkürzende Schreibweise für $\kappa_{\alpha}^{(r,s)}(\boldsymbol{\tau})$ bei $\boldsymbol{\tau} = \mathbf{0}$
$\kappa_n^{(r,s)}$	Kumulante bei Antenne n
$\kappa_{\alpha}^{(r,s)}(\boldsymbol{\tau})$	Zyklische Kumulante bei der Frequenz α
$\hat{\boldsymbol{\kappa}}$	Geschätzter Merkmalvektor mit Kumulanten unterschiedlicher Ordnung
$\boldsymbol{\kappa}^{(r,s)}$	Kumulantenvektor, $\boldsymbol{\kappa}^{(r,s)} = [\kappa_1^{(r,s)}, \dots, \kappa_{N_t}^{(r,s)}]^T$
$\hat{\kappa}_n^{(r,s)}$	Geschätzte Kumulante bei Antenne n
$\hat{\boldsymbol{\kappa}}^{(r,s)}$	Geschätzter Kumulantenvektor, $\hat{\boldsymbol{\kappa}}^{(r,s)} = [\hat{\kappa}_1^{(r,s)}, \dots, \hat{\kappa}_{N_t}^{(r,s)}]^T$
$\tilde{\boldsymbol{\kappa}}$	Transformierte Merkmale
$\mathbb{T}\{\kappa^{(r_i, s_i)}\}$	Element von $\tilde{\boldsymbol{\kappa}} = [\mathbb{T}\{\kappa^{(r_1, s_1)}\}, \mathbb{T}\{\kappa^{(r_2, s_2)}\}]^T$
k	Diskrete Zeit
K	Anzahl an zu übertragenden Informationssymbolen
λ	log-Likelihood-Funktion
Λ	Likelihood-Funktion
l	Laufindex, diskrete Zeit
μ	Mittelwert
$\mu^{(r)}$	Verkürzte Schreibweise von $\mu^{(r)}\{X\}$
$\mu^{(r)}\{X\}$	r -tes Moment der reellen Zufallsvariable X
$\mu^{(r,s)}$	Verkürzte Schreibweise von $\mu^{(r,s)}\{X\}$
$\mu^{(r,s)}\{X\}$	r -tes Moment s -mal konjugiert von X
$\mu^{(r,s)}(t, \boldsymbol{\tau})$	Moment der Ordnung r mit s konjugierten Termen eines stochastischen Prozesses mit dem Verzögerungsvektor $\boldsymbol{\tau}$
$\mu_{\alpha}^{(r,s)}$	Verkürzte Schreibweise für $\mu_{\alpha}^{(r,s)}(\boldsymbol{\tau})$ bei $\boldsymbol{\tau} = \mathbf{0}$
$\mu_i^{(r,s)}$	Moment des Modulationsverfahrens M_i
	Moment an Antenne i
$\mu_{\alpha}^{(r,s)}(\boldsymbol{\tau})$	Zyklisches Moment bei der Frequenz α
$\hat{\mu}_n^{(r,s)}$	Geschätztes Moment an Antenne n
m	Ganze Zahl
m_i	Anzahl an Bits pro Symbol der Modulationsart M_i
M	Anzahl an Hypothesen
	Modulationsordnung
M_i	i -ter Zustand eines Systems, Modulationsverfahren

\hat{M}	Geschätztes Modulationsverfahren
\mathcal{M}	Satz an möglichen Modulationsverfahren
ν_j	Menge der Partition ρ
$\mathcal{N}(\mu, \sigma)$	Normalverteilung mit Mittelwert μ und Standardabweichung σ
N	Beobachtungslänge
N_r	Anzahl Empfangsantennen
N_t	Anzahl Sendeantennen
φ	Phase
$\hat{\varphi}_n$	Geschätzte Phase an Antenne n
$\hat{\varphi}_{tol}$	Tolerierbarer Phasenoffset
$\varphi(s)$	Charakteristische Funktion
$\Phi(f)$	Leistungsdichtespektrum
$\hat{\Phi}$	Diagonalmatrix mit geschätzten Phasen
$\Phi_{\mathbf{r}\mathbf{r}}$	Kovarianzmatrix des Signals $\mathbf{r}[k]$
p	Auswahlindex einer Antenne
\mathbf{P}	Permutationsmatrix
P_0	Wahrscheinlichkeit des Zustands M_0
P_1	Wahrscheinlichkeit des Zustands M_1
P_r	Menge aller möglichen Partitionen der Menge $\{1, \dots, r\}$
P_I	Menge aller möglichen Partitionen der Menge $\{1, \dots, I\}$
$P(\cdot)$	Wahrscheinlichkeit
$P(H_j M_i)$	Wahrscheinlichkeit, dass Hypothese H_j gewählt wird wenn das System im Zustand M_i ist
P_{CC}	Wahrscheinlichkeit einer korrekten Klassifikation
q	Auswahlindex einer Antenne
ρ	Eine Partition aus P_r , $\rho = \{\nu_1, \dots, \nu_{ \rho }\}$
	Roll-Off-Faktor
r	Ordnung eines Momentes oder einer Kumulante
r_j	1. Anzahl an Elementen der Menge ν_j 2. Empfangssignal an Antenne j
r_{Bit}	Bitrate
r_{Sym}	Symbolrate
\mathbf{r}	Empfangsvektor
$r(t)$	Zeitkontinuierliches Empfangssignal
$\mathbf{r}(t)$	Zeitkontinuierliches Empfangssignal aller Antennen
$\mathbf{r}[k]$	Empfangsvektor, $\mathbf{r}[k] = [r_1[k], \dots, r_{N_r}[k]]^T$
\mathcal{R}	Gesamtrisiko

R	Entscheidungsraum
\mathcal{R}_i	i -ter Teilräume
σ	Standardabweichung
σ_{TX}	Varianz der Sendesymbole
σ_w	Rauschvarianz
$\hat{\sigma}_w$	Geschätzte Rauschvarianz
Σ	Kovarianzmatrix
Σ_i	Kovarianzmatrix des Kumulantenschätzers für Modulation M_i
$\Sigma_i^{(r_1, s_1)}$	Kovarianzmatrix des Kumulantenschätzers für Modulation M_i
$\Sigma_i^{(r_n, s_n); (r_m, s_m)}$	Kreuzkovarianzmatrix des Kumulantenschätzers für Modulation M_i
s	1. reelle Zahl 2. Anzahl konjugierter Terme
s_j	Anzahl konjugierter Repräsentanten in der Menge ν_j
$s(t)$	Zeitkontinuierliches Sendesignal
$\mathbf{s}(t)$	Zeitkontinuierliches Sendesignal für alle Antennen
$\mathbf{s}_{BP}(t)$	Zeitkontinuierliches Bandpasssignal für alle Antennen
$\mathbf{s}[k]$	Empfangsvektor, $\mathbf{s}[k] = [s_1[k], \dots, s_{N_t}]^T$
$\hat{\mathbf{s}}[k]$	Geschätzter Empfangsvektor, $\hat{\mathbf{s}}[k] = [\hat{s}_1[k], \dots, \hat{s}_{N_t}[k]]^T$
\mathbf{S}_i	Matrix aller möglichen Sendesymbole aller Sendeantennen der Modulationsart M_i
$\bar{s}[k]$	Geschätztes, phasenkorrigiertes Empfangssignal
\mathcal{S}	Vektor der Sendesignale
τ	Zeitoffset
$\hat{\tau}$	Geschätzter Zeitoffset
$\boldsymbol{\tau}$	Verzögerungsvektor mit den Verzögerungen $\boldsymbol{\tau} = [\tau_1, \dots, \tau_r]^T$
$\boldsymbol{\theta}$	Parametervektor
t	Zeit
T	Symboldauer
$\mathbf{T}\{\cdot\}$	Hauptachsentransformation
$\text{Tr}\{\cdot\}$	Spuroperator
\mathbf{U}	Unitäre Matrix
\mathbf{V}	Unitäre Matrix
$\hat{\mathbf{V}}$	Geschätzte Matrix \mathbf{V}
$\mathbf{w}[k]$	Rauschvektor, $\mathbf{w}[k] = [w_1[k], \dots, w_{N_r}]^T$

$\tilde{\mathbf{w}}[k]$	Durch Kanalkompensation korrelierter Rauschvektor $\tilde{\mathbf{w}}[k] = [w_1[k], \dots, w_{N_r}]^T$
\mathbf{W}	Whiteningmatrix
ξ	Realisierung eines stochastischen Prozesses
X	Zufallsvariable mit der Dichte $f_X(x)$
\mathbf{X}	Vektor mit I Zufallsvariablen: $\mathbf{X} = [X_1, \dots, X_I]^T$
$X(t)$	Verkürzte Schreibweise von $X(t, \xi)$
$X(t, \xi)$	Stochastischer Prozess
$\mathbf{X}(t, \boldsymbol{\tau})$	Vektor des Prozesses $X(t)$ zu den Zeitpunkten $t + \boldsymbol{\tau}$
Y	Zufallsvariable
$\mathbf{z}[k]$	Empfangssignal nach dem Whitening

1. Einleitung

Der experimentelle Nachweis von elektromagnetischen Wellen durch Heinrich Hertz am 11. November 1886 [Kre12] hat eine bis heute ungebremschte Entwicklung der Techniken zur kabellosen Informationsübertragung in Gang gesetzt. Ingenieuren, Pionieren und Unternehmern wie Guglielmo Marconi¹, Karl Kammerlander² und Andrew J. Viterbi³ sowie der ebenfalls rasanten Entwicklung und Miniaturisierung von Halbleiterbauelementen ist es zu verdanken, dass heute zwischen nahezu allen Punkten auf der Erde Mobilkommunikation möglich ist.

Die Leistungsfähigkeit der Kommunikationssysteme hat sich besonders in den folgenden Punkten vervielfacht: Anzahl von Nutzern, verwendete Frequenzbereiche, spektrale Effizienz, Qualität der Übertragung, übertragbare Datenrate und Energieeffizienz. Um diese Leistungsfähigkeit zu erreichen, müssen zwischen Sender und Empfänger eine Vielzahl von Parametern vor der Übertragung abgestimmt werden. Dies geschieht in der Regel durch umfassende Standardisierung.

Betrachtet man nur die physikalische Übertragung und der Einfachheit halber ein System mit nur einem sendenden Nutzer, so kann die oben beschriebene Entwicklung am Beispiel der Rundfunkübertragung nachvollzogen werden. Die ersten Rundfunksender nutzten Amplitudenmodulation (AM). Empfängerseitig musste nur die Trägerfrequenz und die ungefähre Bandbreite bekannt sein. Der verwendete Frequenzbereich reichte bis zur Kurzwelle. Später wurde dann aus Gründen der energieeffizienteren Übertragung die Einseitenbandmodulation eingeführt. Die akustische Qualität der Übertragung konnte durch Einführung der Frequenzmodulation (FM) erheblich gesteigert werden. Als Frequenzbereich wurde hierfür die Ultrakurzwelle gewählt, da die tieferen Frequenzen bereits belegt waren. Die Einteilung des zur Verfügung

¹Erste transatlantische Funkübertragung

²Leiter der C-Netz-Entwicklung bei Siemens, gilt als Erfinder des C-Netzes

³Erfinder des Viterbi-Algorithmus, Gründer der Firma Qualcomm

1. Einleitung

stehenden Frequenzbereichs wurde durch einen Kompromiss zwischen möglichst großer Anzahl von Sendern und damit kleinen Schutzabständen sowie günstigen Empfängern, die einen großen Schutzabstand benötigen, getroffen. Auch die Technologie hat sich von großen stationären Röhrenempfängern zu kleinen Transistorradios entwickelt. Mit der fortschreitenden Entwicklung der Digitaltechnik wurden zunächst große Teile der Empfangssignalverarbeitung digital durchgeführt. Zusätzlich wurden weitere Signale übertragen, mit denen anfangs noch rein analog wichtige Verkehrsinformationen gekennzeichnet wurden. Dies wurde später mit RDS (engl. *Radio Data System*) zu einem Datendienst erweitert. Grundsätzlich wurde jedoch aufgrund der enorm großen Verbreitung von FM-Empfängern immer auf eine Kompatibilität zu bestehenden Systemen geachtet.

Mit DAB (engl. *Digital Audio Broadcast*) wurde erstmals ein komplett digitales Rundfunksystem für den kommerziellen Massenmarkt entwickelt. Empfängerseitig müssen hierzu zusätzlich unter anderem das Modulationsverfahren, die Modulationsordnung, die Pulsformung und die Symbolrate bekannt sein. Hinzu kommen die Übertragungsparameter der höheren Schichten, wie z. B. Fehlerschutz, Quellencodierung und Kryptographie sowie für Kommunikationssysteme die Organisation von mehreren Nutzern und Duplexverfahren, was aber außerhalb des Fokus dieser Arbeit liegt. Durch diese Methoden konnte die Klangqualität erneut gesteigert und der zur Verfügung stehende Frequenzbereich effizient ausgenutzt werden. Des Weiteren ermöglicht DAB eine im Vergleich zu RDS deutlich größere Vielfalt an übertragbaren Datendiensten wie Text- und Bildinformationen.

An diesem Beispiel werden drei typische Entwicklungen deutlich, die stellvertretend für die drahtlose Übertragung sind: 1. Aufgrund des auf Jahrzehnte angelegten Frequenzplans werden neue Technologien und Entwicklungen tendenziell bei höheren Frequenzen angesiedelt. 2. Die Komplexität der Standards und damit einhergehend die Anzahl an Parametern, die zur Übertragung bekannt sein müssen, nimmt stark zu. 3. Die vorhandenen Systeme sollen für eine Vielzahl von Diensten nutzbar sein wie z. B. der Übertragung Bild, Ton und Textinformationen.

Eine weitere wesentliche Entwicklung des letzten Jahrzehnts spielt sich im Bereich der Mehrantennensysteme ab, die mit mehreren Antennen senden und empfangen. Solche MIMO-Systeme (engl. *Multiple-Input Multiple-Output*) haben im Vergleich zu Einantennensystemen (in diesem Zusammenhang als SISO



(engl. *Single-Input Single-Output*) bezeichnet) eine unter Umständen höhere Kanalkapazität. Dies kann technisch genutzt werden, um die Bitfehlerrate einer Verbindung zu verbessern oder bei gleicher Bitfehlerrate die Datenrate zu erhöhen. Falls alle Sendeantennen gleichzeitig auf derselben Frequenz unterschiedliche Symbole senden, erscheint ein MIMO-System wie eine additive Überlagerung der einzelnen Symbolraumdiagramme der Modulationsverfahren.

1.1. Anwendung automatischer Modulationsartenerkennung

Klassische Anwendungsgebiete

Die blinde Schätzung von Übertragungsparametern und im Speziellen die Schätzung der Modulationsart ist klassischer Weise eine Aufgabe der Funkaufklärung. Ein mögliches Szenario ist, dass in einem beobachteten Frequenzbereich mit verschiedensten Geräten und Standards zugegriffen werden kann (beispielsweise die ISM-Bänder, engl. *Industrial, Scientific and Medical Band*) und durch Beobachtung der Kommunikationsparameter auf die in diesem Bereich vorhandenen Geräte geschlossen werden kann. Die Identifikation von Bluetooth-Empfängern wäre hierbei als Beispiel zu nennen. Ein anderes Szenario ist das Abhören der Funkübertragung zwischen zwei oder mehr Teilnehmern. Auch hierfür müssen in einem ersten Schritt alle wesentlichen Übertragungsparameter bekannt sein. Kommen eine Vielzahl von verschiedenen Standards oder auch eine nicht standardisierte Übertragung in Frage, so müssen diese mit wenig oder ohne besonderes Vorwissen geschätzt werden. Der klassische Einsatzbereich dieser Techniken ist im Umfeld der Sicherheitsbehörden und der Frequenzregulierung wie z. B. der Bundesnetzagentur zu finden.

Zukünftige Anwendungsgebiete

Neben den klassischen Anwendungsbereichen ergeben sich zukünftig interessante Einsatzgebiete im Bereich von *Cognitive Radios* (CR). Ein CR ist ein Funkgerät, das seine spektrale Umgebung beobachtet und sich hierauf einstellen kann [MM99]. Es lernt mittels Beobachtung, welche anderen Teilnehmer sich in der Umgebung befinden, auf welche Art und Weise diese miteinander

1. Einleitung

kommunizieren und ob und wie eine Kommunikation und Kooperation mit diesen möglich ist. Durch Ihre kognitiven Eigenschaften sind sie in der Lage auch an nicht standardisierter Kommunikation teilzunehmen.

Moderne Funkstandards werden für genau definierte Szenarien entwickelt, die unter anderem physikalische Gegebenheiten wie Ausbreitungsszenarien, rechtliche Bedingungen wie Lizenzierungen der Frequenzbereiche und Anforderungen an die Funkhardware berücksichtigen. Auf diese Weise können die knappen Frequenzressourcen gut genutzt werden. Die gewählten Szenarien beschreiben jedoch immer nur das durchschnittliche Verhalten des Systems. Dies wiederum bedeutet, dass eine Wahl von Übertragungsparametern, die nicht im Standard vorgesehen sind, in bestimmten Situationen besser sein kann. Dies kann sich sowohl auf die einzelne Verbindung zwischen Sender und Empfänger als auch auf das Gesamtsystem beziehen.

Soll beispielsweise eine feste Datenmenge an einen Teilnehmer in geringer Distanz übertragen werden, so kann es sinnvoll sein, die Bandbreite, die Modulationsart und die Sendeleistung an dieses Szenario anzupassen. Eine variable Sendeleistung und eine adaptive Anpassung der Modulation ist bereits heute oft vorgesehen. Bei einer Vergrößerung der Bandbreite muss jedoch sichergestellt werden, dass keine Nutzer in Nachbarkanälen gestört werden. Sollte es möglich sein, die Bandbreite zu verringern, so kann dies bei Betrachtung des gesamten Interferenzlevels sinnvoll sein. Auf der anderen Seite könnte es jedoch sein, dass der Empfänger technisch nicht in der Lage ist, z. B. große Datenmengen auf einmal zu verarbeiten, und deshalb eine geringe Bandbreite oder Symbolrate gewählt werden muss.

Die Vielzahl an möglichen Parametern kann vorab nicht abschließend in einem Standard festgelegt werden und sollte zukünftig daher von den CRs situationsabhängig gewählt werden. Werden jedoch vor jeder Übertragung von Nutzinformationen alle Übertragungsparameter zwischen den Teilnehmern unter Berücksichtigung und Austausch verschiedener Messwerte vereinbart, so kann dies zu einem erheblichen Datenaufkommen führen. Dieser erhöhte Aufwand kann die spektrale Effizienz des Systems stark reduzieren und führt zu einem Mehraufwand, der besonders bei sich schnell ändernden Bedingungen in keinem guten Verhältnis zum Nutzen steht. Daher ist es geboten, der Idee des CRs folgend, dass die Empfänger in der Lage sind, die verwendeten Übertragungsparameter selbständig und ohne zusätzliche Informationen von Seiten des Senders zu schätzen. Auf diese Weise kann der Mehraufwand auf wichtigs-



te Feedback-Informationen reduziert werden, während den Nutzern die volle Variabilität erhalten bleibt. Hierbei ist der wichtigste Übertragungsparameter die Modulationsart, da diese unmittelbar die Bitfehlerrate und die Datenrate bestimmt. Verfahren zur automatischen Modulationsartenerkennung für SISO-Systeme werden in der Literaturübersicht in Abschnitt 3.1 vorgestellt. Diese Arbeit erweitert die Konzepte auf MIMO-Systeme und ergänzt sie um wesentliche Vorverarbeitungsschritte wie einer blinden Kanal-, Frequenz-Phasen- und Symbolratenschätzung.

1.2. Aufbau der Arbeit

Die vorliegende Arbeit ist folgendermaßen gegliedert. In Kapitel 2 werden die Methoden und Werkzeuge beschrieben, die in der Ausarbeitung benötigt werden. Es werden Kumulanten als Hilfsmittel der Statistik eingeführt, die neben der Klassifikation auch zur Kanalschätzung benötigt werden. Des Weiteren erfolgt eine Einführung in Likelihood-Ratio Tests, die als Referenz zur Beurteilung der Leistungsfähigkeit der vorgestellten Klassifikationsmethoden genutzt werden. Es wird das Systemmodell eines Mehrantennensystems sowie eine Möglichkeit der blinden Kanalverzerrung vorgestellt. In Kapitel 3 folgt eine Literaturübersicht, die unmittelbar zu der Problemstellung dieser Arbeit führt. In Kapitel 4 wird ein merkmalsbasierter Modulationsartenklassifikator für MIMO-Signale entwickelt. Es wird gezeigt, dass der vorgeschlagene Klassifikator die bestmögliche Klassifikationsrate aller merkmalsbasierten Klassifikatoren besitzt. Des Weiteren wird die Verwendung von verschiedenen Merkmalen und Merkmalkombinationen untersucht. In Kapitel 5 wird das Systemmodell verallgemeinert. Es werden blinde Kanal-, Phasen- und Frequenzschätzung beschrieben und deren Auswirkungen diskutiert. Zusätzlich wird gezeigt, dass verschiedene MIMO-Codierungen keinen Einfluss auf den Klassifikator haben. Durch Erweiterung des Systemmodells auf realistische Szenarien werden in Kapitel 6 die erarbeiteten Algorithmen einem Praxistest unterzogen. Die vorgeschlagene Klassifikationsstruktur wird hierzu auf *Software-Defined-Radio* (SDR) Plattformen implementiert und durch Feldmessungen verifiziert. Es konnte auf diese Weise gezeigt werden, dass sich der vorgeschlagene Algorithmus zum Einsatz in Cognitive Radios eignet. Die Arbeit schließt mit einer Zusammenfassung und einem Fazit.

2. Grundlagen

In diesem Kapitel werden die wesentlichen Methoden und Hilfsmittel erläutert, die in den folgenden Kapiteln verwendet werden. Es werden Kumulanten definiert und Likelihood-Ratio-Test eingeführt sowie das Modell eines Mehrantennensystems beschrieben. Des Weiteren wird die Hauptkomponentenanalyse und die Independent Component Analysis dargestellt.

2.1. Kumulanten

Kumulanten sind statistische Merkmale, die dazu genutzt werden können, Zufallsprozesse zu unterscheiden und zu klassifizieren. Im Rahmen dieser Arbeit werden sie als Merkmale zur Modulationsartenerkennung und zur blinden Kanalschätzung eingesetzt. Zuerst werden Kumulanten einer reellwertigen Zufallsvariablen eingeführt. Diese Definitionen werden auf komplexwertige Zufallsvariablen und stochastische Prozesse erweitert.

2.1.1. Kumulanten einer reellen Zufallsvariablen

Momente

Der Erwartungswert einer reellen Zufallsvariablen X mit der Dichte $f_X(x)$ ist im Falle seiner Existenz definiert als

$$E\{X\} := \int_{-\infty}^{\infty} x f_X(x) dx. \quad (2.1)$$

2. Grundlagen

Hiermit kann das r -te nicht zentrale Moment eingeführt werden

$$\mu^{(r)}\{X\} := E\{X^r\} = \int_{-\infty}^{\infty} x^r f_X(x) dx. \quad (2.2)$$

Alternativ können Momente auch mit Hilfe der Momente erzeugenden Funktion

$$\eta(s) := E\{e^{sX}\}, s \in \mathbb{R} \quad (2.3)$$

durch r -fache Ableitung und Auswertung an der Stelle $s = 0$ berechnet werden [Rin08]

$$\mu^{(r)}\{X\} := \left. \frac{1}{j^r} \frac{d^r \eta(s)}{ds^r} \right|_{s=0}. \quad (2.4)$$

Sollte $\eta(s)$ nicht existieren wird statt dessen die charakteristischen Funktion [JW02]

$$\varphi(s) := E\{e^{jsX}\}, s \in \mathbb{R} \quad (2.5)$$

verwendet.

Kumulanten

Ähnlich den Momenten lässt sich die Kumulante r -ter Ordnung ebenfalls mit Hilfe der Momente erzeugenden Funktion definieren [Rin08]

$$\kappa^{(r)}\{X\} := \left. \frac{1}{j^r} \frac{d^r \ln(\eta(s))}{ds^r} \right|_{s=0}. \quad (2.6)$$

Die Kumulanten erster, zweiter und dritter Ordnung entsprechen dem *Mittelwert*, der *Varianz* und der *Schiefte*. Die Kumulante vierter Ordnung beschreibt die *Wölbung*. Ist aus dem Zusammenhang eindeutig ersichtlich, auf welche Zufallsvariable sich die Kumulante $\kappa^{(r)}\{X\}$ bzw. das Moment $\mu^{(r)}\{X\}$ bezieht, wird hierfür verkürzend $\kappa^{(r)}$ bzw. $\mu^{(r)}$ geschrieben.

Kumulanten haben drei wesentliche Eigenschaften, die später für eine Klassifikation von durch gaußsches Rauschen gestörten Signalen benötigt werden [Spo95]:



1. Die Kumulante von $X + Y$ ist für unabhängige Zufallsvariablen gleich der Summe der Kumulanten von X und Y

$$\kappa^{(r)}\{X + Y\} = \kappa^{(r)}\{X\} + \kappa^{(r)}\{Y\}. \quad (2.7)$$

2. Die Kumulante der Ordnung r von cX , wobei c konstant ist, ist

$$\kappa^{(r)}\{cX\} = c^r \kappa^{(r)}\{X\}. \quad (2.8)$$

3. Alle Kumulanten der Ordnung $r > 2$ einer gaußverteilten Zufallsvariablen sind gleich null

$$X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma) \Rightarrow \kappa^{(r)}\{X\} = 0, \quad r > 2. \quad (2.9)$$

Die dritte Eigenschaft zeigt, dass Kumulanten höherer Ordnung als Maß für die Abweichung von einer Gaußverteilung betrachtet werden können.

Die Kumulante der Ordnung r kann direkt mit Hilfe höherer Momente nach Gleichung 2.2 ausgedrückt werden. Hierzu muss zuerst die Menge P_r aller möglichen Partitionen ρ der Menge $\{1, \dots, r\}$ eingeführt werden:

$$P_r = \left\{ \rho : \rho = \{\nu_1, \dots, \nu_{|\rho|}\}, \nu_i \subseteq \{1, \dots, r\}, \right. \\ \left. \nu_i \cap \nu_j = \emptyset, i \neq j, \bigcup_{i=1}^{|\rho|} \nu_i = \{1, \dots, r\} \right\}. \quad (2.10)$$

Eine Partition $\rho \in P_r$ besteht demnach aus Mengen ν_j mit $j = 1 \dots |\rho|$. Die Kumulante der Ordnung r ist gegeben durch [GS94]:

$$\kappa^{(r)} := \sum_{\rho \in P_r} (-1)^{|\rho|-1} (|\rho| - 1)! \prod_{j=1}^{|\rho|} \mathbb{E} \left\{ X^{|\nu_j|} \right\}. \quad (2.11)$$

2. Grundlagen

Die Anzahl aller möglichen Partitionen $|P_r|$ und damit der Summanden ist die *Bellzahl*, die folgendermaßen rekursiv berechnet werden kann [Rot64]:

$$B_{r+1} = \sum_{k=0}^r \binom{r}{k} B_k \text{ mit } B_0 := 1. \quad (2.12)$$

Tabelle 2.1 listet die Bellzahlen von 1 bis 16 auf. Es wird deutlich, dass der Aufwand der Berechnung eines analytischen Ausdrucks der Kumulanten gemäß (2.11) aufgrund der stark wachsenden Anzahl an Partitionen mit höherer Ordnung deutlich zunimmt.

r	B_r	r	B_r
1	1	9	21.147
2	2	10	115.975
3	5	11	678.570
4	15	12	4.213.597
5	52	13	27.644.437
6	203	14	190.899.322
7	877	15	1.382.958.545
8	4.140	16	10.480.142.147

Tabelle 2.1.: Bellzahlen bis zur Ordnung 16.

2.1.2. Kumulanten einer komplexen Zufallsvariablen

Ist X eine komplexwertige Zufallsvariable, so lassen sich durch unterschiedliche Konjugation $r + 1$ verschiedene Momente der Ordnung r angeben, wobei s die Potenz der konjugierten Terme beschreibt

$$\mu^{(r,s)} := \mathbb{E}\{X^{r-s} X^{*s}\}, \text{ mit } s \in \{0, \dots, r\}. \quad (2.13)$$

Dies kann auf Kumulanten übertragen werden:

$$\kappa^{(r,s)} := \sum_{\rho \in P_r} (-1)^{|\rho|-1} (|\rho| - 1)! \prod_{j=1}^{|\rho|} \mu^{(r_j, s_j)}. \quad (2.14)$$



Auch hier muss zuerst die Menge P_r aller möglichen Partitionen der Elemente $\{1, \dots, r\}$ aufgestellt werden, wobei ohne Beschränkung der Allgemeinheit die ersten $r - s$ Elemente den nicht konjugierten und die letzten s Elemente den konjugierten Termen zugeordnet werden. Die Anzahl an Elementen der Menge ν_j wird als r_j und die Anzahl an Repräsentanten der konjugierten Terme in ν_j wird als s_j bezeichnet.

Das folgende Beispiel verdeutlicht die Berechnung am Beispiel der Kumulante $\kappa^{(4,2)}$. Tabelle 2.2 zeigt die Partitionierung der Menge $\{1, 2, 3, 4\}$, wobei $\{1, 2\}$ die nicht konjugierten Terme und $\{3, 4\}$ die konjugierten Terme repräsentieren. Die Anwendung von Formel (2.14) führt zu

$\rho_1 = \{\nu_1\}$	$\nu_1 = \{1, 2, 3, 4\}$
$\rho_2 = \{\nu_1, \nu_2\}$	$\nu_1 = \{1\}, \nu_2 = \{2, 3, 4\}$
$\rho_3 = \{\nu_1, \nu_2\}$	$\nu_1 = \{2\}, \nu_2 = \{1, 3, 4\}$
$\rho_4 = \{\nu_1, \nu_2\}$	$\nu_1 = \{3\}, \nu_2 = \{1, 2, 4\}$
$\rho_5 = \{\nu_1, \nu_2\}$	$\nu_1 = \{4\}, \nu_2 = \{1, 2, 3\}$
$\rho_6 = \{\nu_1, \nu_2\}$	$\nu_1 = \{1, 2\}, \nu_2 = \{3, 4\}$
$\rho_7 = \{\nu_1, \nu_2\}$	$\nu_1 = \{1, 3\}, \nu_2 = \{2, 4\}$
$\rho_8 = \{\nu_1, \nu_2\}$	$\nu_1 = \{1, 4\}, \nu_2 = \{2, 3\}$
$\rho_9 = \{\nu_1, \nu_2, \nu_3\}$	$\nu_1 = \{1, 2\}, \nu_2 = \{3\}, \nu_3 = \{4\}$
$\rho_{10} = \{\nu_1, \nu_2, \nu_3\}$	$\nu_1 = \{1, 3\}, \nu_2 = \{2\}, \nu_3 = \{4\}$
$\rho_{11} = \{\nu_1, \nu_2, \nu_3\}$	$\nu_1 = \{1, 4\}, \nu_2 = \{2\}, \nu_3 = \{3\}$
$\rho_{12} = \{\nu_1, \nu_2, \nu_3\}$	$\nu_1 = \{1\}, \nu_2 = \{2, 3\}, \nu_3 = \{4\}$
$\rho_{13} = \{\nu_1, \nu_2, \nu_3\}$	$\nu_1 = \{1\}, \nu_2 = \{2, 4\}, \nu_3 = \{3\}$
$\rho_{14} = \{\nu_1, \nu_2, \nu_3\}$	$\nu_1 = \{1\}, \nu_2 = \{2\}, \nu_3 = \{3, 4\}$
$\rho_{15} = \{\nu_1, \nu_2, \nu_3, \nu_4\}$	$\nu_1 = \{1\}, \nu_2 = \{2\}, \nu_3 = \{3\}, \nu_4 = \{4\}$

Tabelle 2.2.: Partitionierung $P_4 = \{\rho_1, \dots, \rho_{15}\}$ der Menge $\{1, 2, 3, 4\}$.

$$\begin{aligned}
\kappa^{(4,2)} &= \mathbb{E}\{X^2 X^{*2}\} - \mathbb{E}\{X\}\mathbb{E}\{X X^{*2}\} - \mathbb{E}\{X\}\mathbb{E}\{X X^{*2}\} - \mathbb{E}\{X^*\}\mathbb{E}\{X^2 X^*\} \\
&\quad - \mathbb{E}\{X^*\}\mathbb{E}\{X^2 X^*\} - \mathbb{E}\{X^2\}\mathbb{E}\{X^{*2}\} - \mathbb{E}\{X X^*\}\mathbb{E}\{X X^*\} \\
&\quad - \mathbb{E}\{X X^*\}\mathbb{E}\{X X^*\} + 2\mathbb{E}\{X^2\}\mathbb{E}\{X^*\}\mathbb{E}\{X^*\} \\
&\quad + 2\mathbb{E}\{X X^*\}\mathbb{E}\{X\}\mathbb{E}\{X^*\} + 2\mathbb{E}\{X X^*\}\mathbb{E}\{X\}\mathbb{E}\{X^*\} \\
&\quad + 2\mathbb{E}\{X\}\mathbb{E}\{X X^*\}\mathbb{E}\{X^*\} + 2\mathbb{E}\{X\}\mathbb{E}\{X X^*\}\mathbb{E}\{X^*\} \\
&\quad + 2\mathbb{E}\{X\}\mathbb{E}\{X\}\mathbb{E}\{X^{*2}\} - 6\mathbb{E}\{X\}\mathbb{E}\{X\}\mathbb{E}\{X^*\}\mathbb{E}\{X^*\} \\
&= \mathbb{E}\{X^2 X^{*2}\} - 2\mathbb{E}\{X\}\mathbb{E}\{X X^{*2}\} - 2\mathbb{E}\{X^*\}\mathbb{E}\{X^2 X^*\}
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & - \mathbb{E}\{X^2\}\mathbb{E}\{X^{*2}\} - 2\mathbb{E}\{XX^*\}^2 + 2\mathbb{E}\{X^2\}\mathbb{E}\{X^*\}^2 \\
 & + 8\mathbb{E}\{XX^*\}\mathbb{E}\{X\}\mathbb{E}\{X^*\} + 2\mathbb{E}\{X\}^2\mathbb{E}\{X^{*2}\} - 6\mathbb{E}\{X\}^2\mathbb{E}\{X^*\}^2
 \end{aligned} \tag{2.15}$$

2.1.3. Kumulanten mehrdimensionaler Zufallsvariablen

In diesem Abschnitt wird der Begriff der Kumulante auf mehrdimensionale Zufallsvariablen erweitert. Dies wird später zur Kanalschätzung benötigt. Eine komplexwertige Zufallsvariable, wie sie im vorherigen Kapitel verwendet wurde, kann als zweidimensionale reellwertige Zufallsvariable interpretiert werden. Es hat sich bereits gezeigt, dass es hierfür $r + 1$ Kumulanten der Ordnung r gibt. Mit wachsender Anzahl an Dimensionen wächst auch die Anzahl an möglichen Kumulanten. Diese werden daher in Form von Kumulantentensoren angegeben.

Gegeben ist ein I -dimensionaler Zufallsvektor $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_I)^T$. Die Ordnung r des zu berechnenden Kumulantentensors ist immer kleiner gleich I . Sollte $r < I$ sein, so sind r Elemente von \mathbf{X} auszuwählen. Es wird daher im Folgenden davon ausgegangen, dass die Ordnung r der Kumulante gleich I ist. Der Kumulantentensor $\mathcal{C}^{(r,s)} \in \mathbb{C}^{I \times I \times \dots \times I}$ der Ordnung r mit s konjugierten Termen ist wie folgt elementweise definiert [CJ10]:

$$\begin{aligned}
 \left(\mathcal{C}^{(r,s)}\right)_{i_1, i_2, \dots, i_I} &= \sum_{\rho \in P_I} (-1)^{|\rho|-1} (|\rho| - 1)! \\
 &\cdot \mathbb{E} \left\{ \prod_{i \in \nu_1} X_i^{(*)i} \right\} \mathbb{E} \left\{ \prod_{i \in \nu_2} X_i^{(*)i} \right\} \dots \mathbb{E} \left\{ \prod_{i \in \nu_{|\rho|}} X_i^{(*)i} \right\}.
 \end{aligned} \tag{2.16}$$

Durch die Schreibweise $(\cdot)_{i_1, i_2, \dots, i_I}$ mit $i_j \in \{1, \dots, I\}$ und $j \in \{1, \dots, I\}$ wird ein festes Element des Tensors ausgewählt. P_I bezeichnet alle möglichen Partitionen der Menge mit den ganzzahligen Elementen $\{i_1, i_2, \dots, i_I\}$, wobei s Elemente den konjugierten Termen zugeordnet werden, was mit $(*)^i$ beschrieben wird.

Der Zusammenhang zwischen einem Kumulantentensor und der Kumulante kann wie folgt hergestellt werden. Soll die r -te Kumulante einer reellen Zufallsvariable X berechnet werden, so ordnet man diese zuerst in einem r -



dimensionalen Vektor an:

$$\mathbf{X} = \underbrace{[X, \dots, X]}_{r\text{-mal}}^T. \quad (2.17)$$

Setzt man nun \mathbf{X} in Formel (2.16) ein, so entspricht jedes Element des Tensors genau der Kumulante aus Formel (2.11).

2.1.4. Kumulanten stochastischer Prozesse

Stationäre Prozesse

In der Nachrichtentechnik spielen neben Zufallsvariablen vor allem stochastische Prozesse, mit denen z. B. Zeitreihen oder Messungen modelliert werden können, eine wesentliche Rolle. Die bisherigen Definitionen für Kumulanten werden daher nun auf stochastische Prozesse erweitert.

Ein stochastischer Prozess $X(t, \xi)$ ist eine Familie von Zufallsvariablen [JW02], wobei der Parameter t üblicherweise als Zeit interpretiert wird. Ist aus dem Zusammenhang eindeutig ersichtlich, dass es sich um stochastische Prozesse handelt, wird der Einfachheit halber im Folgenden nur $X(t)$ geschrieben.

Die Kumulante $\kappa^{(r,s)}(t, \boldsymbol{\tau})$ der Ordnung r mit s konjugierten Termen eines komplexwertigen stochastischen Prozesses $X(t)$ kann durch Einsetzen des Vektors

$$\mathbf{X}(t, \boldsymbol{\tau}) = [X(t + \tau_1), \dots, X(t + \tau_{r-s}), X^*(t + \tau_{r-s+1}), \dots, X^*(t + \tau_r)] \quad (2.18)$$

in Formel (2.16) berechnet werden:

$$\begin{aligned} \kappa^{(r,s)}(t, \boldsymbol{\tau}) = & \sum_{\rho \in P_r} (-1)^{|\rho|-1} (|\rho| - 1)! \mathbb{E} \left\{ \prod_{i \in \nu_1} X(t + \tau_i)^{(*)i} \right\} \\ & \cdot \mathbb{E} \left\{ \prod_{i \in \nu_2} X(t + \tau_i)^{(*)i} \right\} \cdots \mathbb{E} \left\{ \prod_{i \in \nu_{|\rho|}} X(t + \tau_i)^{(*)i} \right\}. \end{aligned} \quad (2.19)$$

2. Grundlagen

Hierbei ist $\boldsymbol{\tau} = [\tau_1, \dots, \tau_r]^T$ ein Verschiebungsvektor. Ist $X(t)$ stationär, so hängt die Kumulante nicht vom absoluten Zeitpunkt t ab. Dies ist z. B. der Fall, wenn der Abtastwert am Ausgang eines Matched-Filters betrachtet wird. Die Kumulante der Ordnung r mit s konjugierten Termen eines stationären Prozesses mit Verschiebungsvektor $\boldsymbol{\tau} = \mathbf{0}$ wird zukünftig ebenfalls als $\kappa^{(r,s)}$ bezeichnet.

Zyklostationäre Prozesse

Wird ein Kommunikationssignal vor der Filterung und Abtastung betrachtet, so ist dies nicht mehr stationär, sondern zyklstationär, d. h. die statistischen Eigenschaften hängen periodisch mit der Periode T von t ab. Als Folge sind sowohl die Momente als auch die daraus abgeleiteten Kumulanten periodische Funktionen von t . Es kann gezeigt werden, dass im Falle linear modulierter Signale T genau der Symbolrate entspricht (siehe z. B. [DBNS03]).

Grundsätzlich können alle periodischen Funktionen und damit auch das periodische Moment $\mu^{(r,s)}(t, \boldsymbol{\tau})$ durch ihre Fourierkoeffizienten $\mu_\alpha^{(r,s)}(\boldsymbol{\tau})$ beschrieben werden. Die Darstellung als Fourierreihe liefert

$$\mu^{(r,s)}(t, \boldsymbol{\tau}) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \mu_\alpha^{(r,s)}(\boldsymbol{\tau}) e^{-j2\pi \frac{m}{T} t}. \quad (2.20)$$

In diesem Zusammenhang wird $\alpha = \frac{m}{T}$ als zyklische Frequenz bezeichnet. Die Fourierkoeffizienten können durch

$$\mu_\alpha^{(r,s)}(\boldsymbol{\tau}) = \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} \mu^{(r,s)}(t, \boldsymbol{\tau}) e^{-j2\pi\alpha t} dt \quad (2.21)$$

bestimmt werden. Diese sind bei modulierten Signalen nur bei $\alpha = m/T$, $m \in \mathbb{Z}$ ungleich null. Das zyklische Moment mit dem Verschiebungsvektor $\boldsymbol{\tau} = \mathbf{0}$ wird abkürzend mit $\mu_\alpha^{(r,s)}$ bezeichnet.



Da die Kumulanten aus den Momenten gebildet werden können, gelten dieselben Zusammenhänge

$$\kappa^{(r,s)}(t, \boldsymbol{\tau}) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \kappa_{\alpha}^{(r,s)}(\boldsymbol{\tau}) e^{-j2\pi \frac{m}{T} t} \quad (2.22)$$

und

$$\kappa_{\alpha}^{(r,s)}(\boldsymbol{\tau}) = \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} \kappa^{(r,s)}(t, \boldsymbol{\tau}) e^{-j2\pi \alpha t} dt \quad (2.23)$$

Auch diese sind bei modulierten Signalen nur bei $\alpha = m/T$, $m \in \mathbb{Z}$ ungleich null. Die zyklische Kumulante mit Verschiebungsvektor $\boldsymbol{\tau} = \mathbf{0}$ wird abkürzend mit $\kappa_{\alpha}^{(r,s)}$ bezeichnet.

2.2. Likelihood-Ratio-Tests

2.2.1. Das Bayes-Kriterium

Zuerst wird ein binäres Entscheidungsproblem eingeführt und erläutert, das später auf ein Multihypothesenproblem erweitert wird. Die folgenden Ausführungen orientieren sich an [Kro96, Van68].

Zwei-Hypothesen-Problem

Eine Quelle kann die beiden Zustände M_0 und M_1 annehmen, die jeweils mit der Wahrscheinlichkeit P_0 bzw. P_1 auftreten. An einem Empfänger liegt der gestörte Empfangsvektor \mathbf{r} vor, der aus N Beobachtungen besteht. Die beiden Zustände der Quelle können z. B. Informationssymbole sein oder in Radarsystemen das Vorhandensein bzw. das Nichtvorhandensein eines Objektes.

Aufgabe des Empfängers ist es nun, sich für eine der beiden Hypothesen H_0 oder H_1 zu entscheiden. Die Wahrscheinlichkeit, dass sich die Quelle im Zustand M_i befindet und sich der Empfänger für die Hypothese H_j entscheidet, wird mit $P(H_j|M_i)$ bezeichnet. Das Bayes-Kriterium berechnet nun ein Ge-

2. Grundlagen

samtrisiko R in Abhängigkeit von den Kosten C_{ji} einer Entscheidung für H_j unter der Bedingung M_i . Für das binäre Entscheidungsproblem ergibt sich die Risikofunktion

$$R = C_{00}P_0P(H_0|M_0) + C_{10}P_0P(H_1|M_0) + C_{01}P_1P(H_0|M_1) + C_{11}P_1P(H_1|M_1). \quad (2.24)$$

Der N -dimensionale Entscheidungsraum \mathbf{R} wird in zwei sich nicht überschneidende Teilräume \mathcal{R}_0 und \mathcal{R}_1 aufgeteilt, die einer Entscheidung für die Hypothese H_0 oder H_1 entsprechen. Die bedingten Wahrscheinlichkeiten aus (2.24) können mit Hilfe der Entscheidungsräume und der bedingten Dichten $f_{\mathbf{R}|M_i}(\mathbf{r}|M_i)$ berechnet werden, so dass sich das Risiko

$$R = C_{00}P_0 \int_{\mathcal{R}_0} f_{\mathbf{R}|M_0}(\mathbf{r}|M_0) d\mathbf{r} + C_{10}P_0 \int_{\mathcal{R}_1} f_{\mathbf{R}|M_0}(\mathbf{r}|M_0) d\mathbf{r} + C_{01}P_1 \int_{\mathcal{R}_0} f_{\mathbf{R}|M_1}(\mathbf{r}|M_1) d\mathbf{r} + C_{11}P_1 \int_{\mathcal{R}_1} f_{\mathbf{R}|M_1}(\mathbf{r}|M_1) d\mathbf{r} \quad (2.25)$$

ergibt. Da

$$\int_{\mathcal{R}_1} f_{\mathbf{R}|M_i}(\mathbf{r}|M_i) d\mathbf{r} = 1 - \int_{\mathcal{R}_0} f_{\mathbf{R}|M_i}(\mathbf{r}|M_i) d\mathbf{r} \quad (2.26)$$

gilt, vereinfacht sich (2.25) zu

$$R = C_{11}P_1 + C_{10}P_0 + \int_{\mathcal{R}_0} P_1(C_{01} - C_{11})f_{\mathbf{R}|M_1}(\mathbf{r}|M_1) - P_0(C_{10} - C_{00})f_{\mathbf{R}|M_0}(\mathbf{r}|M_0) d\mathbf{r}. \quad (2.27)$$

Ziel ist es, den Entscheidungsraum \mathcal{R}_0 so zu wählen, dass das Risiko minimal wird. Hierzu muss das Integral in (2.27) minimiert werden. Es wird davon ausgegangen, dass die Kosten für eine Fehlentscheidung C_{01} bzw. C_{10} größer sind, als die einer richtigen Entscheidung C_{00} und C_{11} , so dass die Terme in den Klammern immer positiv sind. Damit das Integral negativ wird, muss

$$P_0(C_{10} - C_{00})f_{\mathbf{R}|M_0}(\mathbf{r}|M_0) > P_1(C_{01} - C_{11})f_{\mathbf{R}|M_1}(\mathbf{r}|M_1) \quad (2.28)$$



gelten. In diesem Fall wird auf die Hypothese H_0 entschieden, sonst auf H_1 . Der Likelihood-Ratio-Test entsteht durch Umformung von (2.28):

$$\frac{f_{\mathbf{R}|M_0}(\mathbf{r}|M_0)}{f_{\mathbf{R}|M_1}(\mathbf{r}|M_1)} \underset{H_1}{\overset{H_0}{>}} \frac{P_1(C_{01} - C_{11})}{P_0(C_{10} - C_{00})}. \quad (2.29)$$

Der linke Teil wird als Likelihood-Ratio bezeichnet, und rechte Teil charakterisiert die Entscheidungsschwelle, die von den a priori Auftretenswahrscheinlichkeiten der Zustände der Quelle und den Kosten abhängt.

M Hypothesen-Problem

Das Bayes-Kriterium kann auf M Hypothesen erweitert werden. Das Risiko berechnet sich nun aus der Summation von M^2 gewichteten Kosten

$$R = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{M-1} P_j C_{ij} \int_{\mathcal{R}_i} f_{\mathbf{R}|M_j}(\mathbf{r}|M_j) d\mathbf{r}. \quad (2.30)$$

Entsprechend (2.29) lassen sich M Likelihood-Ratios angeben.

2.2.2. Maximum-a-posteriori-Kriterium (MAP)

Ein Spezialfall des Bayes-Kriteriums ist das *Maximum-a-posteriori-Kriterium* (MAP), welches die Fehlerwahrscheinlichkeit minimiert. Hierzu werden die Kosten einer richtigen Entscheidung C_{jj} zu null und die einer falschen Entscheidung C_{ij} für $i \neq j$ zu eins gesetzt. Es werden also alle Fehler als gleich schwerwiegend betrachtet.

Hieraus ergibt sich das Likelihood-Ratio zu

$$\frac{f_{\mathbf{R}|M_0}(\mathbf{r}|M_0)}{f_{\mathbf{R}|M_1}(\mathbf{r}|M_1)} \underset{H_1}{\overset{H_0}{>}} \frac{P_1}{P_0}. \quad (2.31)$$

2. Grundlagen

Im Falle von M Hypothesen wählt der Empfänger die Hypothese H_j , die die gewichtete Likelihood-Funktion maximiert

$$j = \arg \max_{i=0 \dots M-1} P_i f_{\mathbf{R}|M_i}(\mathbf{r}|M_i). \quad (2.32)$$

Sind die Wahrscheinlichkeiten P_i nicht bekannt, so müssen hierfür Annahmen getroffen werden, wodurch sich die Fehlerwahrscheinlichkeit erhöht. Ohne Wissen über das zugrunde liegende System wird in der Regel von gleichen Auftretenswahrscheinlichkeiten ausgegangen, was als Maximum-Likelihood-Ratio-Test bezeichnet wird.

2.2.3. Average-Likelihood-Ratio-Test

Die Aufgabe eines Systems zur Modulationsartenerkennung besteht darin, nach Beobachtung eines Empfangssignals \mathbf{r} die verwendete Modulationsart zu erkennen, sich also für eine Hypothese H_j zu entscheiden. Die Modulationsart ist hierbei aber nur einer von vielen Übertragungsparametern, die die Empfangswerte beeinflussen, wie z. B. die übertragende Symbolfolge, Rauschen, Fading, Phasen-, Frequenz- sowie Zeitoffsets. All diese Parameter werden in einem Parametervektor $\boldsymbol{\theta}$ zusammengefasst.

Bei einem *Average-Likelihood-Ratio-Test* (ALRT) werden die unbekannt Parameter als Zufallsvariablen mit bekannter Dichtefunktion $f_{\boldsymbol{\Theta}}(\boldsymbol{\theta})$ interpretiert, über die dann gemittelt wird. Die gemittelte Likelihood-Funktion ist hierbei gegeben als [Cor07]

$$f_{\mathbf{R}|M_j}(\mathbf{r}|M_j) = \int_{\boldsymbol{\Theta}} f_{\mathbf{R}|M_j, \boldsymbol{\Theta}}(\mathbf{r}|M_j, \boldsymbol{\theta}) f_{\boldsymbol{\Theta}}(\boldsymbol{\theta}) d\boldsymbol{\theta}. \quad (2.33)$$

Die Wahl einer Hypothese erfolgt nach (2.32). Der ALRT ist der optimale Entscheider im Bayes'schen Sinne [DABNS07], d. h. er minimiert die Risikofunktion und führt im Falle von MAP zu der kleinst möglichen Fehlerrate. Dies gilt jedoch nur, wenn die angenommene Dichtefunktion der unbekannt Parameter mit der wirklichen übereinstimmt, was in den meisten Fällen nicht gegeben ist. Des Weiteren lassen sich für komplexe Szenarien keine ALRT angeben. Werden jedoch unterschiedliche Klassifikatoren unter bestimmten Mo-



dellannahmen entwickelt, so eignen sich ALRT als Vergleichsgröße und untere Grenze für die Fehlerwahrscheinlichkeit, da sie dem bestmöglichen Klassifikator entsprechen.

ALRT für SISO- und MIMO-Systeme werden in den Abschnitten 3.1.1 und 3.1.2 vorgestellt.

2.3. Multiple-Input Multiple-Output (MIMO)-Systeme

In einem *Multiple-Input Multiple-Output* (MIMO)-System werden die Sendedaten gleichzeitig und auf derselben Frequenz von N_t Sendeantennen übertragen. An jeder der $N_r \geq N_t$ Empfangsantennen wird die Überlagerung unterschiedlicher Sendesignale empfangen. Im Folgenden wird ein Rayleigh-Blockfading-Kanal angenommen, das heißt, dass der Kanal für die Beobachtungsdauer von N Symbolen zeitinvariant ist und dass sein Einfluss auf die Sendesignale durch eine komplexe Multiplikation beschrieben werden kann. Mathematisch kann ein solches MIMO-System durch

$$\underbrace{\begin{bmatrix} r_1[k] \\ \vdots \\ r_{N_r}[k] \end{bmatrix}}_{\mathbf{r}[k]} = \underbrace{\begin{bmatrix} h_{1,1} & \cdots & h_{1,N_t} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{N_r,1} & \cdots & h_{N_r,N_t} \end{bmatrix}}_{\mathbf{H}} \underbrace{\begin{bmatrix} s_1[k] \\ \vdots \\ s_{N_t}[k] \end{bmatrix}}_{\mathbf{s}[k]} + \underbrace{\begin{bmatrix} w_1[k] \\ \vdots \\ w_{N_r}[k] \end{bmatrix}}_{\mathbf{w}[k]} \quad (2.34)$$

ausgedrückt werden, wobei sich das Empfangssignal $\mathbf{r}[k]$ aus der Multiplikation der Kanalmatrix \mathbf{H} mit dem Sendesignal $\mathbf{s}[k]$ und additivem weißen Rauschen $\mathbf{w}[k]$ mit einer Varianz von σ_w^2 ergibt. Die Kanalkoeffizienten h_{n_r, n_t} mit $n_r = 1 \dots N_r$ und $n_t = 1 \dots N_t$ werden als komplexwertig und zirkulär standardnormalverteilt angenommen. Jede Empfangsantenne empfängt folglich die Überlagerung von N_t verschiedenen, in der Phase gedrehten und gedämpften (bzw. verstärkte) Signalen. Hieraus resultiert der große Vorteil von MIMO-Systemen: Ist ein Ausbreitungspfad starkem Fading unterworfen, so kann das Informationssignal ggf. aus der Überlagerung an den anderen Antennen rekonstruiert werden. Bedingung hierfür ist jedoch, dass die einzelnen Ausbreitungspfade unabhängig sind, also nicht demselben Fading- und Störungseinfluss unterworfen sind.

Signal-zu-Rauschverhältnis

Das *Signal-zu-Rauschverhältnis* (SNR) ist der Quotient aus Signalleistung und Rauschleistung. Jede Sendeantenne sendet mit einer Leistung von σ_{Tx}^2 . Mit dem Signalmodell aus (2.34) ergibt sich gemittelt über verschiedene Kanäle \mathbf{H} eine Gesamtempfangsleistung von $N_t N_r \sigma_{Tx}^2$. An jeder Empfangsantenne liegt Rauschen mit der Leistung σ_w^2 an, so dass die Gesamtrauschleistung $N_r \sigma_w^2$ beträgt. Das SNR ist hiermit definiert als [CAY⁺09]

$$\text{SNR} := \frac{N_t N_r \sigma_{Tx}^2}{N_r \sigma_w^2}. \quad (2.35)$$

Im Folgenden wird ohne Beschränkung der Allgemeinheit die Sendeleistung σ_{Tx}^2 zu eins gesetzt, woraus folgt

$$\text{SNR} = \frac{N_t}{\sigma_w^2}. \quad (2.36)$$

2.3.1. Space-Time-Codes

Die Zuordnung der Sendesymbole $\mathbf{d} = [d[1], \dots, d[K]]^T$ auf die verschiedenen Sendeantennen und auf die verschiedenen Übertragungszeitpunkte wird durch den verwendeten Space-Time-Code festgelegt. Es wird im Folgenden immer davon ausgegangen, dass die Informationssymbole zu verschiedenen Zeitpunkten unabhängig sind. Die einfachste Methode, die Sendeinformation zu übertragen, besteht darin, sie in N_t parallele Datenströme aufzuteilen, die dann gleichzeitig gesendet werden

$$\mathbf{s}[k] = \begin{bmatrix} d[1] & d[N_t + 1] & \dots & d[K - N_t] \\ d[2] & d[N_t + 2] & \dots & d[K - N_t + 1] \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ d[N_t] & d[2N_t] & \dots & d[K] \end{bmatrix}, \quad (2.37)$$

wobei angenommen wird, dass $K = lN_t$ mit beliebigem $l \in \mathbb{N}$. Dieser Code wird als Spatial Multiplexing oder *Vertical Bell Labs Layered Space Time Architecture* (VBLAST) bezeichnet [Fos96]. Er hat eine um N_t höhere Datenrate, da zu jedem Zeitpunkt N_t Symbole gleichzeitig übertragen werden. Die Sendesignale sind unabhängig in Zeit- und Antennenrichtung.



Eine andere Alternative ist der *Diagonal Bell Labs Layered Space Time Architecture* (DBLAST) Code, bei dem jedes Symbol zeitlich versetzt von jeder Antenne gesendet wird [Fos96]. Es ergibt sich folgendes Schema

$$\mathbf{s}[k] = \begin{bmatrix} d[1] & d[2] & \dots & d[K] & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & d[1] & d[2] & \ddots & d[K] & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots \\ 0 & \dots & \dots & 0 & d[1] & d[2] & \dots & d[K] \end{bmatrix}. \quad (2.38)$$

Die Sendesignale sind hierbei nicht mehr unabhängig. Wird das Sendesignal jedoch zu einem festen Zeitpunkt betrachtet, so sind die von den einzelnen Antennen gesendeten Symbole unabhängig, sofern von einer zeitlichen Unabhängigkeit der Symbole in $\mathbf{d}[k]$ ausgegangen werden kann.

Eine weitere bedeutende Klasse stellen die sogenannten Space-Time-Blockcodes dar. Stellvertretend hierfür wird der Alamouti-Code [Ala98] vorgestellt. Der Alamouti-Code ist ein orthogonaler Block-Code für MIMO-Systeme mit zwei Sendeantennen. Es werden in der Summe zwei Symbole in zwei Taktschritten nach folgender Vorschrift übertragen:

	Antenne 1	Antenne 2
Takt T_0	$d[T_0]$	$d[T_1]$
Takt T_1	$-d[T_1]^*$	$d[T_0]^*$

Die Sendesymbole ergeben sich zu

$$\mathbf{s}[k] = \begin{bmatrix} d[1] & -d[2]^* & d[3] & -d[4]^* & \dots & d[K-1] & -d[K]^* \\ d[2] & d[1]^* & d[4] & d[3]^* & \dots & d[K] & d[K-1]^* \end{bmatrix}, \quad (2.39)$$

wobei K eine gerade Anzahl sein muss. Die Datenrate entspricht der eines SISO-Systems, jedoch kann durch die räumliche Diversität eine geringere Bitfehlerrate erzielt werden. Genauso wie bei DBLAST sind die Sendesignale nicht unabhängig. Werden jedoch Blöcke von jeweils zwei Taktlängen (beginnend ab dem ersten Takt) betrachtet, so sind diese unabhängig. Ebenso sind die Sendesignale zu einem festen Zeitpunkt unabhängig. Es gibt eine Vielzahl von Erweiterungen des Alamouti-Schemas für mehrere Sendeantennen.

2.3.2. Kanalkompensation

Wie bereits erwähnt, liegt an jeder Empfangsantenne die additive Überlagerung von N_t Sendesignalen an, die empfängerseitig getrennt werden müssen. Im Folgenden werden zwei wesentliche Methoden zur Kanalkompensation unter Kenntnis der Kanalmatrix \mathbf{H} beschrieben.

Zero-Forcing (ZF)

Die einfachste Möglichkeit einer Kanalkompensation und damit einer Schätzung der Sendesymbole besteht darin, das Empfangssignal $\mathbf{r}[k]$ mit der Pseudoinversen der Kanalmatrix $\mathbf{H}^+ := (\mathbf{H}^H \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^H$ zu multiplizieren, wobei $(\cdot)^H$ die hermitesche Matrix beschreibt.

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{s}}[k] &= \mathbf{H}^+ \mathbf{r}[k] \\ &= (\mathbf{H}^H \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^H (\mathbf{H} \mathbf{s}[k] + \mathbf{w}[k]) \\ &= \mathbf{s}[k] + \mathbf{H}^+ \mathbf{w}[k] = \mathbf{s}[k] + \tilde{\mathbf{w}}[k]\end{aligned}\tag{2.40}$$

Es wird davon ausgegangen, dass \mathbf{H} vollen Spaltenrang hat. Im rauschfreien Fall rekonstruiert ZF die Sendesignale perfekt. Sollte ein Rauschen $\mathbf{w}[k]$ vorhanden sein, erfährt dieses durch die Kanalkompensation eine Korrelation (Färbung) in Antennenrichtung.

Minimum-Mean-Square-Error (MMSE)

Im geringen SNR-Bereich neigt ZF zu einer Rauschverstärkung [Jon11]. Dem wird entgegengewirkt, indem der Rauschlevel bei der Kanalkompensation mit in Betracht gezogen wird [Jon11]. Das Empfangssignal wird sodann mit

$$\mathbf{H}_{MMSE} := \left(\mathbf{H}^H \mathbf{H} + \frac{N_t}{SNR} \mathbf{I}_{N_t} \right)^{-1} \mathbf{H}^H\tag{2.41}$$

multipliziert. Hierbei ist \mathbf{I}_{N_t} die $N_t \times N_t$ Einheitsmatrix. Bei geringem SNR wird die Rauschverstärkung abgeschwächt während bei großen SNR-Werten



das Sendesignal ideal rekonstruiert wird. In diesem Fall ist MMSE identisch zu ZF. Auch bei MMSE tritt eine Färbung des Rauschens auf.

2.4. Hauptkomponentenanalyse

Das Ziel der Hauptkomponentenanalyse besteht darin einen Satz an Merkmalen zu identifizieren, die ein zugrunde liegendes System möglichst gut beschreiben. Idealerweise wird hierdurch eine kleine Anzahl an Merkmalen identifiziert, die ausreichen, um das System zu charakterisieren.

Betrachtet wird ein Vektor $\mathbf{b} = [b_1, \dots, b_B]^T$, der gemessene Merkmale eines Systems enthält. Diese Merkmale können beispielsweise gemessene Längen, Geschwindigkeiten, Positionen, Mittelwerte, Varianzen oder ähnliches sein. In dieser Arbeit werden als Merkmale Kumulanten verschiedener Ordnung verwendet. Die Kovarianzmatrix von \mathbf{b} ist definiert als [Gut05]

$$C\{\mathbf{b}\} := E\{\mathbf{b}\mathbf{b}^H\} - E\{\mathbf{b}\}E\{\mathbf{b}^H\}, \quad (2.42)$$

was äquivalent zur elementweisen Formulierung der Kovarianzmatrix ist

$$(C\{\mathbf{b}\})_{i,j} = E\{b_i b_j^*\} - E\{b_i\}E\{b_j^*\}, \quad (2.43)$$

mit $i, j = 1 \dots B$. Ist $C\{\mathbf{b}\}$ eine Diagonalmatrix, so sind alle Merkmale unkorreliert. Da sich bei Messungen in der Regel viele unabhängige und identischverteilte Störungen überlagern, kann man mit Hilfe des zentralen Grenzwertsatzes folgern, dass der Messfehler und damit auch die einzelnen gemessenen Merkmale gaußverteilt sind. In diesem Fall folgt dann aus der Unkorreliertheit sogar die Unabhängigkeit. Anschaulich ausgedrückt heißt das, dass alle Merkmale zur Beschreibung des Systems nötig sind. Weicht jedoch die Kovarianzmatrix von einer Diagonalmatrix ab, so zeigt die Korrelation zweier Merkmale eine gewisse Redundanz an. Ziel ist es, mit Hilfe einer linearen Abbildung einen Basiswechsel derart durchzuführen, dass die Kovarianzmatrix nur noch Werte auf der Diagonalen besitzt. Dies kann durch eine Eigenwertzerlegung erreicht werden. Der Ansatz ist somit

$$C\{\mathbf{b}\} = \mathbf{E}\mathbf{D}\mathbf{E}^H. \quad (2.44)$$

Führt man eine Eigenwertzerlegung der Kovarianzmatrix durch, so entsprechen die Eigenvektoren \mathbf{E} den Hauptkomponenten. Die Eigenwerte \mathbf{D} beschreiben eine Streckung und können als Anteil des Merkmals in Richtung des Eigenvektors interpretiert werden. Die unkorrelierten Merkmale $\tilde{\mathbf{b}}$ sind gegeben als

$$\tilde{\mathbf{b}} = \mathbf{E}^H \mathbf{b}, \quad (2.45)$$

so dass aufgrund der Unitarität¹ von \mathbf{E}

$$\mathbf{C}\{\tilde{\mathbf{b}}\} = \mathbf{C}\{\mathbf{E}^H \mathbf{b}\} = \mathbf{E}^H \mathbf{E} \mathbf{D} \mathbf{E}^H \mathbf{E} = \mathbf{D} \quad (2.46)$$

gilt.

Je größer ein Eigenwert, desto mehr trägt das Merkmal zur Gesamtvarianz bei. Eine übliche Metrik ist die prozentuale Energie der Eigenwerte, um Aussagen wie „Das System kann zu 97% durch die Merkmale X und Y beschrieben werden“ treffen zu können. Wichtig ist, dass mit einer Hauptkomponentenanalyse nur lineare Zusammenhänge zwischen den Merkmalen identifiziert werden können [Shl09].

2.5. Independent Component Analysis (ICA)

Üblicherweise ist die Kanalmatrix \mathbf{H} in Einsatzszenarien, in denen automatische Modulationsartenerkennung genutzt wird, dem Empfänger nicht bekannt. Die Methoden aus Abschnitt 2.3.2 lassen sich daher nicht direkt anwenden. Vorher muss die Kanalmatrix blind, d. h. nur auf Basis der Empfangsdaten, geschätzt werden. Dies kann z. B. mit Hilfe von Independent Component Analysis (ICA) Verfahren geschehen. Die folgende Darstellung orientiert sich an [CS93].

Die Aufgabe der ICA besteht darin, aus N_r Empfangssignalen eines MIMO-Empfängers die N_t Sendesignale zu schätzen. Hierzu wird zuerst die Kanalmatrix \mathbf{H} geschätzt, so dass mit Hilfe von Zero-Forcing (siehe Gleichung (2.40)) die Sendesymbole geschätzt werden können

$$\hat{\mathbf{s}}[k] = \hat{\mathbf{H}}^+ \mathbf{r}[k] = \hat{\mathbf{H}}^+ (\mathbf{H}\mathbf{s}[k] + \mathbf{w}[k]). \quad (2.47)$$

¹Bei unitären Matrizen gilt $\mathbf{E}^H \mathbf{E} = \mathbf{I}$ und somit $\mathbf{E}^{-1} = \mathbf{E}^H$.



Es ist anzumerken, dass ICA-Algorithmen grundsätzlich nur eine zur Kanalmatrix \mathbf{H} ähnliche Matrix der Form $\mathbf{G} = \mathbf{P}\mathbf{H}$ schätzen können, wobei \mathbf{P} eine Permutationsmatrix ist, die genau einen Eintrag pro Zeile und Spalte hat, dessen Betrag eins ist. Dies bedeutet, dass nach der Kanalschätzung eine Phasenschätzung erfolgen muss. Hierauf wird später in Abschnitt 5.1 eingegangen. Wenn \mathbf{P} keine Diagonalmatrix ist, ist die Zuordnung zwischen den tatsächlichen und den geschätzten Sendesignalen vertauscht, was jedoch keinen Einfluss auf die Klassifikation der Modulationsart hat. Wird im Folgenden von der Schätzung der Kanalmatrix gesprochen, ist immer die Schätzung einer zur Kanalmatrix ähnlichen Matrix gemeint.

Ohne Beschränkung der Allgemeinheit wird im Folgenden davon ausgegangen, dass die Sendesymbole mittelwertfrei sind, was für nahezu alle wichtigen Modulationsverfahren gegeben ist, und eine Varianz von eins haben. Des Weiteren seien die Sendesymbole zu jedem Zeitpunkt unabhängig, d. h.

$$C\{\mathbf{s}[k]\} = E\{\mathbf{s}[k]\mathbf{s}[k]^H\} = \mathbf{I}_{N_t}. \quad (2.48)$$

Daraus folgt im rauschfreien Fall für die Kovarianzmatrix der Empfangssignale

$$\Phi_{\mathbf{r}\mathbf{r}} := C\{\mathbf{r}[k]\} = C\{\mathbf{H}\mathbf{s}[k]\} = \mathbf{H}C\{\mathbf{s}[k]\}\mathbf{H}^H = \mathbf{H}\mathbf{H}^H. \quad (2.49)$$

Die Schätzung der Kanalmatrix kann mit Hilfe der Hauptkomponentenanalyse von einem $N_r \times N_t$ dimensionalen Problem in ein $N_t \times N_t$ dimensionales Problem überführt werden. Hierzu wird eine Matrix \mathbf{W} gesucht, sodass

$$\mathbf{W}\Phi_{\mathbf{r}\mathbf{r}}\mathbf{W}^H = \mathbf{W}\mathbf{H}\mathbf{H}^H\mathbf{W}^H = \mathbf{I}_{N_t} \quad (2.50)$$

gilt. Die als Whiteningmatrix bezeichnete Matrix \mathbf{W} kann z. B. mit Hilfe der Eigenwertzerlegung aus der Kovarianzmatrix berechnet werden, so dass sich die Schätzung der Kanalmatrix auf die Schätzung einer Matrix $\mathbf{U} = \mathbf{W}\mathbf{H}$ reduziert.

Nach dem whitening-Prozess ergibt sich das Signal

$$\mathbf{z}[k] = \mathbf{W}\mathbf{r}[k] = \mathbf{W}(\mathbf{H}\mathbf{s}[k] + \mathbf{w}[k]) = \mathbf{U}\mathbf{s}[k] + \mathbf{W}\mathbf{w}[k]. \quad (2.51)$$

2. Grundlagen

Wird dieses Signal mit der unitären Matrix \mathbf{V}^H multipliziert, ergibt sich

$$\hat{\mathbf{s}}[k] = \mathbf{V}^H \mathbf{z}[k] = \mathbf{V}^H \mathbf{U} \mathbf{s}[k] + \mathbf{V}^H \mathbf{W} \mathbf{w}[k]. \quad (2.52)$$

Ist $\mathbf{V} = \mathbf{U}$, so ist $\hat{\mathbf{s}}[k]$ das durch Rauschen gestörte Sendesignal.

Eine Möglichkeit \mathbf{V} zu bestimmen, besteht darin, die vierte Kumulante der einzelnen Zeilen von $\hat{\mathbf{s}}[k] = [\hat{s}_1[k], \dots, \hat{s}_{N_t}[k]]^T$ zu maximieren [CS93, HO04, CJ10]

$$\hat{\mathbf{V}} = \arg \max_{\mathbf{V}} \sum_{n_t=1}^{N_t} \left| \kappa^{(4,2)} \{ \hat{s}_{n_t}[k] \} \right|^2. \quad (2.53)$$

Aufgrund der Unabhängigkeit der Sendesignale geschieht dies genau für den Fall, dass $\hat{\mathbf{V}}$ ähnlich zu \mathbf{U} ist. Der Anteil des gaußverteilten Rauschens fällt bei Kumulanten mit einer Ordnung größer als zwei weg. Dies liegt daran, dass hierfür alle Kumulanten null sind (siehe hierzu auch die dritte Eigenschaft der Kumulanten in Abschnitt 2.1.1)

Der *Joint-Approximate Diagonalization of Eigenmatrices* (JADE) Algorithmus [CS93], der im späteren Teil dieser Arbeit verwendet wird, zeichnet sich durch eine besonders effektive Berechnung der Matrix $\hat{\mathbf{V}}$ aus.

3. Literaturübersicht und Problemstellung

3.1. Literaturübersicht

3.1.1. Automatische Modulationsartenerkennung für Single-Input Single-Output-Systeme

Methoden zur automatischen Modulationsartenerkennung lassen sich auf verschiedenste Weise gruppieren. Häufig werden die Verfahren in merkmals- und Likelihood-basierte Verfahren eingeteilt. Bei den merkmalsbasierten Verfahren werden statistische Charakteristika aus dem Empfangssignal extrahiert, auf deren Basis eine Einteilung stattfindet. Bei den Likelihood-basierten Verfahren wird die komplette Übertragung modelliert und Wahrscheinlichkeitsdichten für die verschiedenen Hypothesen berechnet. Die Entscheidung für eine Hypothese wird dann aufgrund der größten Wahrscheinlichkeit getroffen.

Die merkmalsbasierten Verfahren können zusätzlich noch dahin gehend unterschieden werden, auf welche Art und Weise die Entscheidung für eine Hypothese getroffen wird. Hier sind vor allem zwei Ansätze zu nennen: Zum einen können künstliche neuronale Netze, Lernmatrizen o. ä. verwendet werden, die mithilfe eines Trainingsdatensatzes eingelernt werden, um auf Basis dieses Wissens eine Entscheidung zu treffen. Zum anderen kann vergleichbar mit den Likelihood-basierten Ansätzen das System modelliert werden, um so theoretische Werte und Bereiche für die Merkmale zu bestimmen.

Likelihood-basierte Verfahren

Wie bereits oben erwähnt, wird bei den Likelihood-basierten Verfahren das Übertragungsszenario modelliert und die Wahrscheinlichkeitsdichten des Empfangssignals unter der Annahme einer Hypothese bestimmt. Der große Vorteil

dieser Verfahren besteht darin, dass sie die optimale¹ Lösung für ein festes Modell bieten. Für einfache Modelle, wie z. B. für ein nur durch Rauschen gestörtes Signal, ist dies verhältnismäßig einfach. Für diesen Fall leiten z. B. Wei und Mendel [WM00] die theoretische Leistungsfähigkeit eines ALRT-Klassifikators unter der Annahme her, dass alle Übertragungsparameter, wie Phase und Rauschvarianz, bekannt sind. Weitere Ansätze gehen auch von unbekannter Phase, unbekannter Signalstärke und Timingoffsets aus (siehe [DABNS07] und die hier genannten Quellen). Dabei wird ein großes Problem Likelihood-basierter Ansätze deutlich: Sind viele Übertragungsparameter unbekannt, so lassen sich die entsprechenden Likelihood-Funktionen entweder nicht aufstellen oder nicht auswerten. Der ohnehin schon sehr große Berechnungsaufwand kann in diesen Fällen insbesondere für zeitkritische Anwendungen zu groß werden. Des Weiteren kann die Optimalität lediglich für das spezielle Modellszenario postuliert werden. Eine (suboptimale) Lösung besteht darin, die unbekannt Parameter zu schätzen und mit diesen einen ALRT durchzuführen, was als Hybrid-ALRT (HLRT) bezeichnet wird.

Merkmalbasierte Verfahren

Den größeren Teil wissenschaftlicher Veröffentlichungen nehmen die merkmalsbasierten Verfahren ein, bei denen die Klassifikation auf Basis statistischer Merkmale durchgeführt wird. Als Beispiele sind hierbei das Maximum der spektralen Leistungsdichte, Standardabweichung von Amplitude, Phase oder Momentanfrequenz [AN95b, AN95a, AN96, Jon85, Jon91] zu nennen. Diese Verfahren wurden vor allem entwickelt, um BPSK (engl. *Binary Phase-Shift Keying*), 2-ASK (engl. *Amplitude-Shift Keying*), 2-FSK (engl. *Frequency-Shift Keying*) und 4-FSK zu unterscheiden. Sie eignen sich jedoch nur bedingt zur Differenzierung höherstufiger Modulationen. Hierzu müssen statistische Momente höherer Ordnung oder Kumulanten höherer Ordnung verwendet werden, wobei der Verwendung von Kumulanten der größte Stellenwert zukommt. Zu nennen sind hier u. a. die Arbeiten von Swami und Sadler [SS00] sowie Spooner [Spo95], die Kumulanten vierter Ordnung verwenden. Swamis Klassifikation wurde von ihm auch für unbekannt Kanäle mit blinder Kanalschätzung erweitert [SBS00]². Spooner beschreibt in [Spo01] die Anwendung

¹Optimal meint an dieser Stelle und im Folgenden eine im Mittel minimale Fehlklassifikationsrate.

²Hier wird die Entzerrung eines frequenzselektiven SISO-Kanals behandelt.



von Kumulanten sechster Ordnung, was von Dobre et al. in [DBNS03] auf Kumulanten achter Ordnung erweitert wird. Die Verwendung von Kumulanten höherer Ordnung bietet den Vorteil, dass sich hierdurch auch Modulationsarten unterscheiden lassen, die mit Kumulanten niedrigerer Ordnung nicht differenzierbar sind. Des Weiteren nehmen die Werte der Kumulanten mit wachsender Ordnung zu, was eine Trennung der unterschiedlichen Modulationsarten vereinfacht. Dem wirkt allerdings entgegen, dass die Varianz der geschätzten Kumulanten ebenfalls steigt, sodass sich diese beiden Effekte aufheben können. Die Verwendung von Kumulanten mit einer Ordnung größer als acht erscheint nicht sinnvoll, da die Berechnung dieser Kumulanten einen erheblichen Aufwand bedeutet. Des Weiteren können mit Kumulanten der Ordnung acht 8-PSK (engl. *Phase-Shift Keying*) und 16-PSK unterschieden werden. Kumulanten der Ordnung 16 könnten zusätzlich eine Unterscheidung von 16-PSK und 32-PSK ermöglichen. Diese Verfahren werden jedoch praktisch nicht verwendet, und eine Unterscheidung von 16-QAM (engl. *Quadrature Amplitude Modulation*) und 64-QAM und höheren QAM ist bereits mit einer Kumulante der Ordnung vier möglich.

Eine Aufstellung der Kumulanten verschiedener Ordnung für unterschiedliche Modulationsverfahren ist in Tabelle 3.1 zu finden. Alle Kumulanten ungerader Ordnung sind null, zusätzlich gilt $\kappa^{(r,r-s)} = \kappa^{(r,s)}$ für $s \leq r$, weswegen diese nicht aufgeführt sind.

Wird zusätzlich noch ein Phasen- und Frequenzoffset angenommen, so eignen sich zyklische Kumulanten zur simultanen Schätzung von Frequenzoffset und Modulationsart. Dies wird u. a. in [Rei93, DORI12] beschrieben.

Der Vollständigkeit halber sei noch erwähnt, dass es in der Literatur eine Vielzahl an eher unbedeutenden Merkmalen gibt, die jeweils in ihrem Einsatzgebiet sicherlich ihre Berechtigung haben aber keine allgemeine Verbreitung gefunden haben. Zu nennen ist hier z. B. die Verwendung der Wavelet-Transformation (siehe z. B. [HPC00]).

	4-ASK	BPSK	QPSK	8-PSK	16-PSK	16-QAM	64-QAM
$\kappa^{(2,0)}$	1	1	0	0	0	0	0
$\kappa^{(2,1)}$	1	1	1	1	1	1	1
$\kappa^{(4,0)}$	-1,36	-2	1	0	0	-0,68	-0,62
$\kappa^{(4,1)}$	-1,36	-2	0	0	0	0	0
$\kappa^{(4,2)}$	-1,36	-2	-1	-1	-1	-0,68	-0,62
$\kappa^{(6,0)}$	8,32	16	0	0	0	0	0
$\kappa^{(6,1)}$	8,32	16	-4	0	0	2,08	1,80
$\kappa^{(6,2)}$	8,32	16	0	0	0	0	0
$\kappa^{(6,3)}$	8,32	16	4	4	4	2,08	1,80
$\kappa^{(8,0)}$	-111,85	-272	-34	1	0	-13,98	-11,50
$\kappa^{(8,1)}$	-111,85	-272	0	0	0	0	0
$\kappa^{(8,2)}$	-111,85	-272	34	0	0	-13,98	-11,50
$\kappa^{(8,3)}$	-111,85	-272	0	0	0	0	0
$\kappa^{(8,4)}$	-111,85	-272	-34	-33	-33	-13,98	-11,50

Tabelle 3.1.: Kumulanten bis zur Ordnung acht für unterschiedliche Modulationsverfahren jeweils normiert auf Varianz eins.

3.1.2. Automatische Modulationsartenerkennung für Multiple-Input Multiple-Output

In Bezug auf eine automatische Modulationsartenerkennung ergibt sich bei MIMO-Systemen vor allem das Problem, dass die Sendesignale sich an den Empfangsantennen gewichtet mit den Kanalkoeffizienten überlagern. Die Abbildung 3.1 verdeutlicht dieses Problem. Hier wurden mit zwei Antennen unabhängig voneinander QPSK-modulierte Signale gesendet. Im linken Teil sieht man die ebenfalls mit zwei Antennen empfangenen Überlagerungen der Sendesignale mit additivem weißem gaußschen Rauschen (AWGN). Die Kanalkoeffizienten wurden zufällig gewählt und waren in diesem Beispiel

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} -0,8865 + 0,4746j & 1,4355 + 0,4309j \\ 0,7318 - 0,8545j & 0,6253 + 1,0610j \end{bmatrix}. \quad (3.1)$$

Beispielsweise lautet der Betrag der vierten Kumulante mit zwei Konjugationen für Antenne eins

$$|\hat{\kappa}^{(4,2)}| = 4,094 \quad (3.2)$$

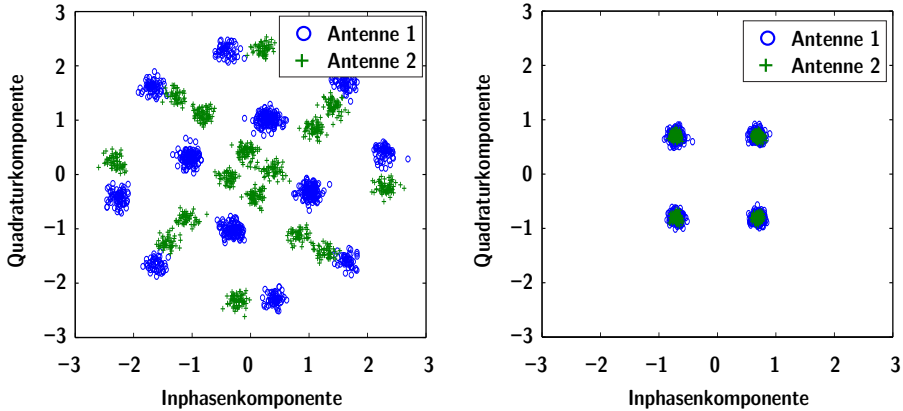


Abbildung 3.1.: Empfangssignal eines MIMO-Senders mit zwei Send- und Empfangsantennen (links). Signal nach ZF mit idealer Kanalkennntnis (rechts).

und

$$|\hat{\kappa}^{(4,2)}| = 2,7268 \quad (3.3)$$

für Antenne zwei. Vergleicht man diese Werte mit den Werten aus Tabelle 3.1, so stellt man fest, dass die gemessenen Werte sich deutlich von den theoretischen Werten einer QPSK ($|\kappa^{(4,2)}| = 1$) unterscheiden. Deutlich näher liegt der Wert einer BPSK ($|\kappa^{(4,2)}| = 2$), was hier also zu einer Fehlentscheidung führen würde. Es wird deutlich, dass die oben beschriebenen Methoden nicht auf das linke Szenario anwendbar sind.

Das rechte Bild zeigt die geschätzten Sendesymbole nach ZF-Kanalkompensation bei idealer Kanalkennntnis. Hier ist der Betrag der gemessenen Kumulanten

$$|\hat{\kappa}^{(4,2)}| = 1,0038 \quad (3.4)$$

bei Antenne eins und

$$|\hat{\kappa}^{(4,2)}| = 1,0036 \quad (3.5)$$

bei Antenne zwei. Da diese Werte sehr nahe an den theoretischen Werten liegen, ist eine Fehlentscheidung nicht zu erwarten.

Likelihood-basierte Verfahren

Im Folgenden wird ein ALRT-Ansatz zur Modulationsartenklassifikation dargestellt. Da dieser optimal ist [DABNS07, CAY⁺09], wird er im Rest der Arbeit als Maßzahl der maximalen Leistungsfähigkeit herangezogen.

Choqueuse et al. [CAY⁺09] haben einen ALRT für MIMO-Signale unter Kenntnis der Kanalmatrix \mathbf{H} aufgestellt. Es wird von einem Rayleigh-Block-Fading-Kanal mit AWGN ausgegangen. Sender und Empfänger sind in Zeit, Frequenz und Phase ideal synchronisiert. Die Likelihood-Funktion zu diesem Problem ist [CAY⁺09]

$$\Lambda(\mathbf{r}[k]|M_i, \mathbf{H}, \sigma_w^2) = \frac{1}{m_i^{NN_t} (\pi\sigma_w^2)^{NN_r}} \prod_{k=1}^N \sum_{l=1}^{(m_i)^{N_t}} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{r}[k] - \mathbf{H}(\mathbf{S}_i)_l\|^2}{\sigma_w^2}\right).$$

Hierbei ist m_i die Anzahl an Symbolen der Modulationsart M_i und \mathbf{S}_i eine Matrix mit allen möglichen Sendesymbolen aller Sendeantennen der Modulationsart M_i . $(\mathbf{S}_i)_l$ ist die l -te Spalte von $\mathbf{S}_i \in \mathbb{C}^{N_t \times (m_i)^{N_t}}$, die einen Satz an Sendesymbolen für alle Sendeantennen repräsentiert. Bei einem QPSK-System mit zwei Sendeantennen hat \mathbf{S}_i die folgende Struktur

$$\mathbf{S}_i = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1+j & 1-j & -1+j & -1-j & 1+j & 1-j & -1+j & -1-j & \dots \\ 1+j & 1+j & 1+j & 1+j & 1-j & 1-j & 1-j & 1-j & \dots \\ \dots & 1+j & 1-j & -1+j & -1-j & 1+j & 1-j & -1+j & -1-j \\ \dots & -1+j & -1+j & -1+j & -1+j & -1-j & -1-j & -1-j & -1-j \end{bmatrix}. \quad (3.6)$$

Durch Logarithmieren kann die log-Likelihood-Funktion gebildet werden, bei der das Produkt zu einer Summe wird, die leichter berechnet werden kann

$$\begin{aligned} \lambda(\mathbf{r}[k]|M_i, \mathbf{H}, \sigma_w^2) &= -NN_t \log(m_i) - NN_r \log(\pi\sigma_w^2) \\ &+ \sum_{k=1}^N \log\left(\sum_{l=1}^{(m_i)^{N_t}} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{r}[k] - \mathbf{H}(\mathbf{S}_i)_l\|^2}{\sigma_w^2}\right)\right). \end{aligned} \quad (3.7)$$

Die Modulationsart wird durch maximieren der log-Likelihoodfunktion bestimmt

$$\hat{M} = \arg \max_{M_i} \lambda(\mathbf{r}[k]|M_i, \mathbf{H}, \sigma_w^2). \quad (3.8)$$



Der ALRT ist der MAP-Schätzer unter der Voraussetzung gleichverteilter Modulationsarten, wovon in [CAY⁺09] ausgegangen wird.

Komplexitätsanalyse

Die Tabelle 3.2 gibt die Anzahl an Operationen an, die zur Berechnung der Grundfunktionen der log-Likelihood-Funktion nötig sind.

$\mathbf{H}(\mathbf{S}_i)_l$	Additionen: $N_r(N_t - 1)$ Multiplikationen: $N_t N_r$
$\mathbf{r}[k] - \mathbf{H}(\mathbf{S}_i)_l$	Additionen: $N_t N_r$ Multiplikationen: $N_t N_r$
$\ \mathbf{r}[k] - \mathbf{H}(\mathbf{S}_i)_l\ ^2$	Additionen: $N_r(N_t + 1)$ Multiplikationen: $N_r(N_t + 2)$
λ	Additionen: $N_r N m_i^{N_t} (N_t + 1) + 2$ Multiplikationen: $N m_i^{N_t} (N_r (N_t + 2) + 1) + 1$ Exponentieren: $N m_i^{N_t}$ Logarithmieren: $N + 1$

Tabelle 3.2.: Anzahl an Operationen zur Berechnung der log-Likelihood-Funktion.

Die Gesamtanzahl an Operationen ergibt sich unter der Berücksichtigung, dass die innere Summation $m_i^{N_t}$ mal und die äußere Summation N -mal ausgeführt werden. Bei einer Beobachtungslänge von 1000 Symbolen, zwei Sende- und vier Empfangsantennen sowie BPSK, QPSK, 8-PSK und 16-QAM als mögliche Modulationsverfahren werden für alle vier Hypothesen insgesamt 2.040.008 Additionen, 5.780.004 Multiplikationen sowie 340.000 Exponentationen und 4004 Logarithmierungen durchgeführt. Hierbei ist bereits berücksichtigt, dass die log-Likelihood-Funktion für jede Hypothese einzeln berechnet werden muss. Insgesamt sind also rund 8,1 Mio. Operationen auszuführen.

Die Leistungsfähigkeit eines Klassifikationsalgorithmus wird häufig durch die Wahrscheinlichkeit einer korrekten Klassifikation P_{CC} beschrieben

$$P_{CC} = \sum_{i=1}^{|\mathcal{M}|} P(\hat{M} = M_i | M_i) P(M_i). \quad (3.9)$$

3. Literaturübersicht und Problemstellung

Hierbei ist \mathcal{M} der Satz an möglichen Modulationsverfahren, \hat{M} das geschätzte Modulationsverfahren, $P(\hat{M} = M_i | M_i)$ die Wahrscheinlichkeit, dass das gesendete Modulationsverfahren richtig geschätzt wurde, und $P(M_i)$ ist die Auftretenswahrscheinlichkeit des Modulationsverfahrens M_i . Ist nichts über das Sendesystem bekannt, wird üblicherweise von gleichverteilten Auftretenswahrscheinlichkeiten ausgegangen. Bei allen folgenden Untersuchungen in dieser Arbeit wird, ohne die Allgemeingültigkeit dadurch einzuschränken, von gleichverteilten Auftretenswahrscheinlichkeiten ausgegangen. Sollten die Wahrscheinlichkeiten bekannt sein, so können diese leicht in (3.9) berücksichtigt werden.

In Abbildung 3.2 ist die Leistungsfähigkeit des ARLTs für unterschiedliche SNR und einer variablen Anzahl an Empfangsantennen, bei zwei Sendeantennen, einer Beobachtungslänge von 1000 Symbolen, idealer Kanalkennntnis und BPSK, QPSK, 8-PSK sowie 16-QAM als mögliche Modulationsarten veranschaulicht.

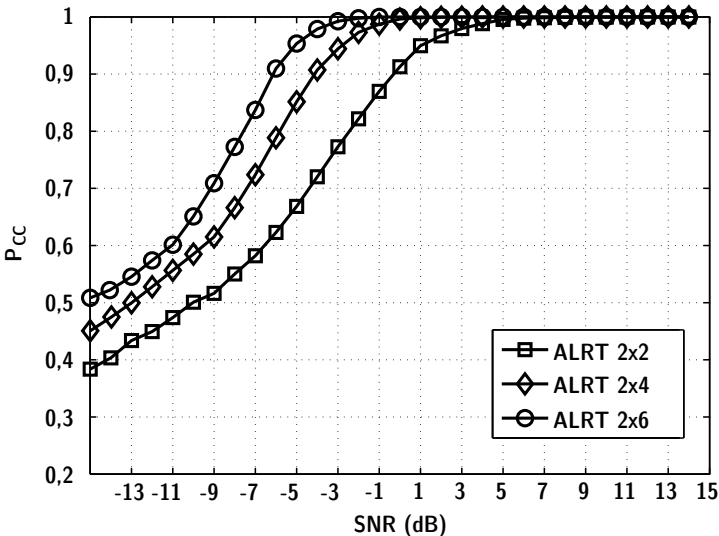


Abbildung 3.2.: Leistungsfähigkeit des ARLT-Klassifikators für 2 Sende- und 2, 4, 6 Empfangsantennen, einer Beobachtungslänge von 1000 Symbolen und BPSK, QPSK, 8-PSK und 16-QAM als mögliche Modulationsart.



Ist die Kanalmatrix nicht bekannt, muss sie geschätzt werden. Dies kann z. B. mittels des JADE-Algorithmus mit anschließender Phasenschätzung geschehen. Dieser abgewandelte ALRT wird als Hybrid Likelihood Ratio Test (HLRT) bezeichnet [DABNS07]. Eine Optimalität kann hierbei nicht garantiert werden. Die Leistungsfähigkeit der in dieser Arbeit entwickelten Algorithmen wird häufig mit ALRT und HLRT verglichen. Abbildung 3.3 zeigt die Klassifikationsleistung des HLRT unter denselben Bedingungen wie in Abbildung 3.2.

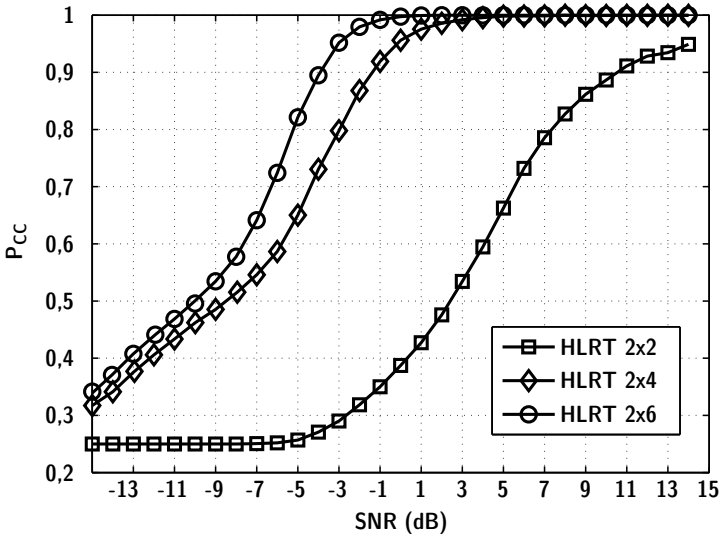


Abbildung 3.3.: Leistungsfähigkeit des HLRT-Klassifikators für 2 Sende- und 2, 4, 6 Empfangsantennen, einer Beobachtungslänge von 1000 Symbolen und BPSK, QPSK, 8-PSK und 16-QAM als mögliche Modulationsart.

3.1.3. Merkmalbasierte Verfahren

Hassan und weitere [HNB⁺10, HDHN12] haben einen merkmalsbasierten Klassifikator vorgestellt, der eine Vielzahl an Merkmalen wie Momente und Kumulanten bis zur Ordnung sechs verwendet. In einem ersten Schritt wird mittels ZF der Kanal kompensiert, wobei vorausgesetzt wird, dass dieser blind geschätzt werden kann. Die Modulationsart wird danach durch die geschätz-

ten Merkmale mittels eines künstlichen neuronalen Netzes bestimmt. Hierbei ergibt sich vor allem das Problem, dass die Leistungsfähigkeit besonders von der zum Einlernen des Netzes nötigen Lernstichprobe abhängt. Entspricht das Szenario der Lernstichprobe der eigentlichen Messung, funktioniert ein solches künstliches Netz gut. Sobald Abweichungen auftreten, kann die Leistungsfähigkeit stark abnehmen. Wesentlicher Kritikpunkt an oben genannter Arbeit ist, dass das künstliche neuronale Netz mit simulierten Daten eingelernt und dann anhand einer Simulation mit identischer Parametrisierung getestet wurde. Es wäre hierbei zu prüfen, ob sich die angenommene Modellierung auch für reale, gemessene Szenarien bewährt.

Ein ähnlicher Ansatz wird in der zur Veröffentlichung eingereichten, bis heute jedoch nur bei ArXiv e-prints veröffentlichten Arbeit von Liu et al. [LHS⁺13] verfolgt. Hierbei findet die eigentliche Klassifikation jedoch mit einer Support-Vector-Machine statt.

Beide beschriebenen Ansätze garantieren für die Auswahl der Merkmale keine optimale Entscheidung.

3.2. Problemstellung

In Kapitel 1 wurde die Notwendigkeit der Forschung an Systemen zur Spektrumsüberwachung und Signalidentifikation ausführlich erläutert. Behörden, die sich mit der Spektrumsnutzung beschäftigen, wie in Deutschland z. B. die Bundesnetzagentur, haben aktuell einen Bedarf an diesen Systemen. In Zukunft wird dies aber auch für Geräte des Massenmarktes und der individuellen Kommunikation relevant werden: Das bisherige System von Standards, die in langwierigen Verfahren entwickelt und beschlossen werden, wird mehr und mehr flexibilisiert werden: Nicht ein Standard definiert die zu nutzenden Übertragungsparameter zwischen zwei Kommunikationspartnern, sondern die Teilnehmer bestimmen diese selbst. Die Auswahl hängt unter anderem von der zur Verfügung stehenden Rechenleistung der Geräte, der maximalen Sendeleistung, dem spektralen Umfeld, d. h. anderen Teilnehmern und Störungen, dem Funkkanal, der zur Verfügung stehenden Bandbreite, sowie der zu übertragenden Datenmenge bzw. Datenrate ab.



MIMO-Systeme haben eine größere Kanalkapazität im Vergleich zu SISO-Systemen und erreichen daher eine höhere Datenrate oder eine verbesserte Bitfehlerrate. Nahezu alle modernen Standards verwenden MIMO mindestens als optionale Ergänzung, als Beispiele seien WiMAX [80206], IEEE 802.11n [80211] oder LTE [LTE06] genannt.

Ein Vielzahl von Arbeiten (vergleiche Kapitel 3.1) beschäftigt sich mit Signallidentifikation und Modulationsartenklassifikation bei SISO-Systemen, wohingegen es nur wenige Studien zur Modulationsartenklassifikation bei MIMO-Systemen gibt. Aufgrund der additiven Überlagerung der verschiedenen Sendesignale hat ein MIMO-Empfangssignal eine vollständig andere Struktur als SISO-Empfangssignale. Die bekannten MIMO ALRT-/HLRT-Klassifikatoren haben eine so große Rechenkomplexität, dass sie nicht in echtzeitfähigen Systemen eingesetzt werden können. Alternative merkmalsbasierte Verfahren können keine Optimalität der Klassifikation für die ausgewählten Merkmale garantieren.

Das Ziel dieser Arbeit besteht darin, ein Verfahren zur Modulationsartenerkennung von MIMO-Signalen zu entwickeln, das einerseits eine echtzeitfähige Implementation ermöglicht, und auf der anderen Seite eine so gute Leistungsfähigkeit aufweist, um erfolgreich in den oben genannten Gebieten eingesetzt werden zu können. Zu diesem Zweck wird in dieser Arbeit ein merkmalsbasierter Klassifikator vorgeschlagen, der bei idealer Kanalkenntnis eine für die Klasse an Merkmalen optimale Klassifikation durchführt.

Neben der eigentlichen Schätzung der Modulationsart müssen Vorverarbeitungsschritte zur Schätzung der Trägerfrequenz, der Bandbreite und der Symbolrate des unbekanntes Signals durchgeführt werden. Mit diesen Schätzungen können eine Synchronisation und anschließende Abtastung sowie eine blinde Kanalschätzung erfolgen. Sobald dies stattgefunden hat, kann die Modulationsart geschätzt werden. Es werden folglich alle Parameter, die zum Empfang von Daten nötig sind, sukzessive und ohne Vorkenntnisse geschätzt.

Zusätzlich zu den theoretischen Herleitungen und der simulativen Analyse des vorgeschlagenen Systems wird ein Prototyp als Proof-of-concept entwickelt und in Feldversuchen getestet. Es wird veranschaulicht, dass die gezeigte Verarbeitungsstruktur in der Lage ist, alle relevanten Parameter mit hinreichender Genauigkeit zu schätzen und so die Modulationsart verlässlich zu erkennen.

3. Literaturübersicht und Problemstellung

Alle zurzeit in der Praxis relevanten Standards setzen MIMO in Verbindung mit OFDM (engl. *Orthogonal Frequency-Division Multiplexing*) ein. Dies ist durchaus sehr sinnvoll, besonders da sich bei korrekter Wahl des Unterträgerabstandes die Kanalverzerrung auf die Multiplikation mit einem komplexen Faktor reduziert. Ein frequenzselektives Frequenzband wird so in frequenzflache Subkanäle unterteilt. Auf den Subträgern könnte theoretisch mittels unterschiedlicher Modulationsarten übertragen werden. Soll nun auf jedem dieser Subkanäle eine Klassifikation durchgeführt werden, so ist es besonders wichtig, dass die zum Einsatz kommenden Algorithmen eine geringe Komplexität besitzen, sodass sie unter Umständen für z. B. 1024 Unterträger parallel durchgeführt werden können. In dieser Arbeit wird nicht auf die OFDM-Vorverarbeitung eingegangen, sondern es wird davon ausgegangen, dass diese bereits abgeschlossen ist und die Modulationsart auf einem frequenzflachen, durch Blockfading und Rauschen gestörten Kanal durchgeführt werden soll. Sind die OFDM-Übertragungsparameter eines OFDM-Systems bekannt, können die üblichen Vorverarbeitungsschritte zur Anwendung kommen (siehe hierzu [PS08, Kam08]). Müssen diese ebenfalls blind geschätzt werden, bieten sich Methoden basierend auf der zyklischen Autokorrelationsfunktion an, wie sie z. B. in [SBNS07, HZSK08] beschrieben werden.

Als Modulationsverfahren werden ausschließlich linear modulierte Verfahren angenommen, da diese die größte Herausforderung darstellen. Eine Trennung beispielsweise von frequenzmodulierten Signalen (FSK und besonders GMSK³) kann über eine vorgeschaltete Auswertung der Momentanfrequenz durchgeführt werden.

³engl. *Gaussian Minimum-Shift Keying*

4. Merkmalbasierter Klassifikator

Die große Herausforderung eines Klassifikators für MIMO-Signale besteht darin, dass an jeder Empfangsantenne eine additive Überlagerung aller Sendesignale vorliegt. Empfängerseitig müssen diese Signale getrennt werden, um dann eine Klassifikation der Modulationsart basierend auf den getrennten Signalen durchzuführen.

In diesem Kapitel wird der allgemeine Aufbau eines Klassifikators unter idealen Bedingungen entwickelt. Es wird davon ausgegangen, dass der Empfänger perfekt in Zeit- und Frequenzrichtung synchronisiert und ihm die Kanalmatrix \mathbf{H} bekannt ist. Basierend auf den hieraus gewonnenen Erkenntnissen, wird die Klassifikationsstruktur in Kapitel 5 auf realistischere Szenarien mit unbekanntem Frequenz- und Phasenoffset sowie unbekannter Kanalmatrix erweitert.

4.1. Aufbau

In Abbildung 4.1 ist der grundsätzliche Aufbau eines merkmalsbasierten Klassifikators dargestellt. In einem ersten Schritt wird der Kanaleinfluss rückgängig gemacht, und die Sendesymbole der einzelnen Sendeantennen werden mithilfe der Empfangssymbole $\mathbf{r}[k] = [r_1[k], \dots, r_{N_r}[k]]^T$ geschätzt. Hierzu wird, wie in Abschnitt 2.3.2 erläutert, Zero-Forcing verwendet.

Im nächsten Schritt werden Merkmale, welche die verwendeten Modulationsverfahren identifizieren können, berechnet. In den Abschnitten 2.1.1 und 3.1.1 wurden bereits die wesentlichen Merkmale von Kumulanten beschrieben, die hier als statistische Merkmale genutzt werden. Die Klassifikation wird dann auf Basis dieser geschätzten Merkmale durchgeführt.

4. Merkmalbasierter Klassifikator

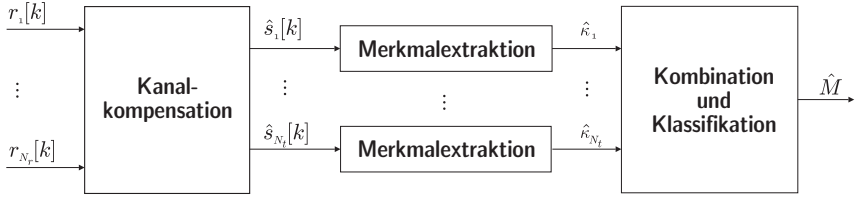


Abbildung 4.1.: Aufbau des merkmalbasierten Klassifikators von MIMO-Signalen.

4.1.1. Kanalkompensation

Zunächst muss der Einfluss des Kanals rückgängig gemacht werden. Hierzu kann, bei bekannter Kanalmatrix, z. B. MMSE oder ZF zur Anwendung kommen. Bei Verwendung von ZF ergeben sich die geschätzten Sendesymbole $\hat{\mathbf{s}}[k]$ zu (siehe Gleichung (2.40))

$$\hat{\mathbf{s}}[k] = \mathbf{s}[k] + \mathbf{H}^+ \mathbf{w}[k] = \mathbf{s}[k] + \tilde{\mathbf{w}}[k]. \quad (4.1)$$

Das gleich starke Rauschen der Empfangsantennen $\mathbf{w}[k]$ ist sowohl in Zeit- als auch in Antennenrichtung unkorreliert, d. h., die zugehörige Kovarianzmatrix ist eine mit der Rauschvarianz σ_w^2 gewichtete Einheitsmatrix

$$\begin{aligned} \mathbf{C}\{\mathbf{w}[k]\} &= \mathbf{E}\{\mathbf{w}[k]\mathbf{w}[k]^H\} - \mathbf{E}\{\mathbf{w}[k]\}\mathbf{E}\{\mathbf{w}[k]^H\} \\ &= \sigma_w^2 \mathbf{I}_{N_r}. \end{aligned} \quad (4.2)$$

Durch die Kanalkompensation wird das Rauschen in Antennenrichtung korreliert (siehe Abschnitt 2.3.2). Die Kovarianzmatrix des gefärbten Rauschens lautet

$$\begin{aligned} \mathbf{C}\{\tilde{\mathbf{w}}[k]\} &= \mathbf{C}\{\mathbf{H}^+ \mathbf{w}[k]\} \\ &= \mathbf{H}^+ \mathbf{C}\{\mathbf{w}[k]\} \mathbf{H}^{+H} \\ &= \sigma_w^2 (\mathbf{H}^H \mathbf{H})^{-1}. \end{aligned} \quad (4.3)$$



4.1.2. Merkmalextraktion

Je nach infrage kommenden Modulationsverfahren können unterschiedliche Kumulanten als Merkmale verwendet werden. Die Tabelle 3.1 zeigt die Kumulanten verschiedener Modulationsverfahren bis zur Ordnung acht. Die mittlere Symbolenergie der Modulationsalphabete ist jeweils zu eins normiert. Für Modulationsverfahren mit symmetrischen Konstellationsdiagrammen sind alle Kumulanten ungerader Ordnung stets null. Des Weiteren gilt bei diesen $\kappa^{(p,q)} = \kappa^{(p,p-q)}$ für $p \geq q$.

Die Kumulanten $\kappa^{(4,0)}$, $\kappa^{(6,1)}$, $\kappa^{(8,0)}$, $\kappa^{(8,2)}$ und $\kappa^{(8,4)}$ sind in der Lage, zwischen allen aufgeführten Modulationsarten zu unterscheiden, und können einzeln als Merkmale verwendet werden (mit Ausnahme der eher unbedeutenden 16-PSK-Modulation, hierbei müssen die Kumulanten mindestens von der Ordnung acht sein). In Abschnitt 4.3.1 wird gezeigt, dass eine Kombination dieser Kumulanten mit Kumulanten, die nicht zwischen allen Modulationsarten unterscheiden können ($\kappa^{(4,2)}$ oder $\kappa^{(6,3)}$), in Form eines Merkmalvektors sehr sinnvoll ist.

Abbildung 4.2 zeigt die Werte der Kumulante $\kappa^{(4,0)}$ für verschiedene Modulationsarten. Farblich abgehoben sind die Entscheidungsbereiche. Es wird bereits hier deutlich, dass die Modulationsverfahren, bei denen die Differenz ihrer Kumulantenwerte groß ist, sich gut unterscheiden lassen werden.

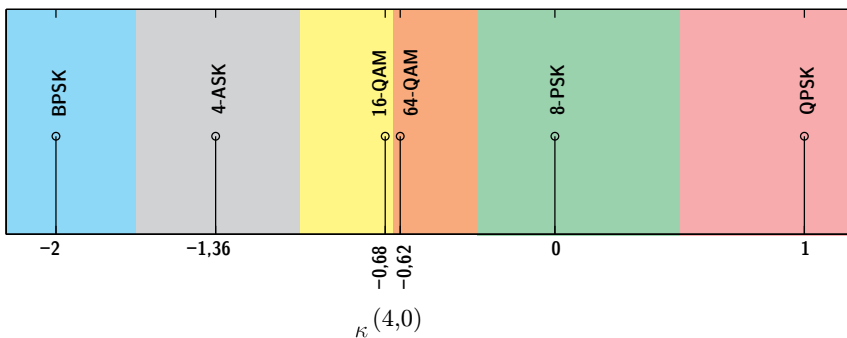


Abbildung 4.2.: Werte der Kumulante $\kappa^{(4,0)}$ für unterschiedliche Modulationsverfahren.

4.2. Kombination und Klassifikation

Die Aufgabe des Kombinations- und Klassifikationblocks besteht darin, eine Schätzung der Modulationsart auf Basis der berechneten Merkmale vorzunehmen. Im Folgenden werden hierzu zwei unterschiedliche Ansätze für die nicht konjugierte Kumulante vierter Ordnung $\kappa^{(4,0)}$ diskutiert, die später verallgemeinert werden.

4.2.1. Maximum-Likelihood (ML) Lösung für die Kumulante $\kappa^{(4,0)}$

Tabelle 3.1 zeigt, dass die Kumulante $\kappa^{(4,0)}$ sich grundsätzlich dazu eignet, alle aufgeführten Modulationsarten, mit Ausnahme der relativ unbedeutenden 16-PSK, eindeutig zu identifizieren. Hierzu wird diese Kumulante mithilfe der vom Kanaleinfluss bereinigten Signale $\hat{\mathbf{s}}[k]$ geschätzt:

$$\hat{\boldsymbol{\kappa}}^{(4,0)} := \begin{bmatrix} \hat{\kappa}_1^{(4,0)} \\ \vdots \\ \hat{\kappa}_{N_t}^{(4,0)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbb{E}} \{ \hat{s}_1^4 \} - 3\hat{\mathbb{E}} \{ \hat{s}_1^2 \}^2 \\ \vdots \\ \hat{\mathbb{E}} \{ \hat{s}_{N_t}^4 \} - 3\hat{\mathbb{E}} \{ \hat{s}_{N_t}^2 \}^2 \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

Der Erwartungswert wird durch Zeitmittelung geschätzt

$$\hat{\mathbb{E}} \{ \hat{s}_i^r \} := \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (\hat{s}_i[k]^r). \quad (4.5)$$

Dem Maximum-Likelihood-Ansatz aus Abschnitt 2.2.2 folgend, entscheidet sich der Klassifikator, der im Mittel die geringste Fehlentscheidungsrate für die Hypothese, welche die bedingte Dichte $f_{\hat{\boldsymbol{\kappa}}^{(4,0)}|M_i}(\hat{\boldsymbol{\kappa}}^{(4,0)}|M_i)$ maximiert. Für das Merkmal $\hat{\boldsymbol{\kappa}}$ ist dies optimal.

Da im Allgemeinen die Auftretenswahrscheinlichkeiten der einzelnen Modulationsarten M_i nicht bekannt sind, wird hier von gleichen Auftretenswahrscheinlichkeiten ausgegangen. Diese Annahme wird üblicherweise getroffen, wenn keinerlei Vorkenntnis genutzt werden kann. Ein Empfänger kann jedoch auch in der Lage sein, die Auftretenswahrscheinlichkeiten zu schätzen, indem die angenommene Verteilung (am Anfang der Beobachtung eine Gleichver-



teilung) mit der beobachteten verglichen und sukzessive angepasst wird. Der Empfänger erlangt auf diese Art und Weise ein Gedächtnis. Es besteht hierbei allerdings die Gefahr, dass sich die beobachtete Statistik, besonders bei selten auftretenden Modulationsarten, von der wirklichen stark unterscheidet und so Fehlentscheidungen begünstigt werden. Alternativ können die Auftretenswahrscheinlichkeiten bereits vorab bekannt sein, z. B. dadurch, dass das Einsatzgebiet des Empfängers bekannt ist.

Sollten die Wahrscheinlichkeiten bekannt sein oder sollten Schätzungen vorhanden sein, so können diese als Gewichtungsfaktoren der Likelihood-Funktion leicht mitberücksichtigt werden. Im weiteren Verlauf der Arbeit wird konsequent von gleichwahrscheinlichen Auftretenswahrscheinlichkeiten ausgegangen.

Lemma 1. *Der Schätzer $\hat{\kappa}^{(4,0)}$ der Kumulante $\kappa^{(4,0)}$ ist asymptotisch gaußverteilt.*

Beweis.

$$\hat{\kappa}_n^{(4,0)} = \underbrace{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \hat{s}_n[k]^4}_{=:\hat{\mu}_n^{(4,0)}} - 3 \left(\underbrace{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \hat{s}_n[k]^2}_{=:\hat{\mu}_n^{(2,0)}} \right)^2 \quad (4.6)$$

Zur einfacheren Darstellung gilt

$$\mu_n^{(r,s)} = \text{E}\{s_n[k]^{r-s} s_n[k]^{*s}\}, \quad (4.7)$$

es ist mithin das Moment an der Sendeantenne n . Dies ist nicht mit dem zyklischen Moment $\mu_\alpha^{(r,s)}$ zu verwechseln. Die Schätzung von $\mu_n^{(r,s)}$ basiert auf den geschätzten Sendesymbolen (siehe (4.6)).

Der multivariate Grenzwertsatz [Hen95] besagt, dass die gemeinsame Verteilung von $\hat{\mu}_n^{(4,0)} - \mu_n^{(4,0)}$ und $\hat{\mu}_n^{(2,0)} - \mu_n^{(2,0)}$ gegen eine Normalverteilung konvergiert:

$$\frac{1}{\sqrt{N}} \begin{bmatrix} \hat{\mu}_n^{(4,0)} - \mu_n^{(4,0)} \\ \hat{\mu}_n^{(2,0)} - \mu_n^{(2,0)} \end{bmatrix} \xrightarrow{\mathcal{D}} \mathcal{N}(0, \Sigma) \quad (4.8)$$

4. Merkmalbasierter Klassifikator

Hierbei ist Σ die Kovarianzmatrix von $[\hat{\mu}_n[k]^4, \hat{\mu}_n[k]^2]^T$ und lautet

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \mu_n^{(8,4)} - \mu_n^{(4,0)}\mu_n^{(4,4)} & \mu_n^{(6,2)} - \mu_n^{(4,0)}\mu_n^{(2,2)} \\ \mu_n^{(6,4)} - \mu_n^{(2,0)}\mu_n^{(4,4)} & \mu_n^{(4,2)} - \mu_n^{(2,0)}\mu_n^{(2,2)} \end{bmatrix}. \quad (4.9)$$

Das Ziel besteht nun darin, zu zeigen, dass auch (4.6) gegen eine Normalverteilung konvergiert. In einem ersten Schritt wird (4.6) jeweils von den Mittelwerten der Schätzungen befreit und mit \sqrt{N} multipliziert

$$\begin{aligned} A &:= \sqrt{N} \left(\hat{\mu}_n^{(4,0)} - \mu_n^{(4,0)} - 3 \left(\left(\hat{\mu}_n^{(2,0)} \right)^2 - \left(\mu_n^{(2,0)} \right)^2 \right) \right) \\ &= \sqrt{N} \left(\hat{\mu}_n^{(4,0)} - \mu_n^{(4,0)} - 3 \left(\hat{\mu}_n^{(2,0)} - \mu_n^{(2,0)} \right) \left(\hat{\mu}_n^{(2,0)} + \mu_n^{(2,0)} \right) \right) \end{aligned} \quad (4.10)$$

Es kann gezeigt werden, dass A und

$$B := \sqrt{N} \left(\hat{\mu}_n^{(4,0)} - \mu_n^{(4,0)} - 6\mu_n^{(2,0)} \left(\hat{\mu}_n^{(2,0)} - \mu_n^{(2,0)} \right) \right) \quad (4.11)$$

gegen dieselbe Verteilung konvergieren. Hierzu wird die Differenz C zwischen A und B betrachtet:

$$C := B - A = -3\sqrt{N} \left(\hat{\mu}_n^{(2,0)} - \mu_n^{(2,0)} \right)^2 \quad (4.12)$$

Da $\hat{\mu}_n^{(2,0)}$ in Verteilung gegen $\mu_n^{(2,0)}$ konvergiert, konvergiert C in Verteilung gegen null, d. h., A und B konvergieren gegen dieselbe Verteilung (Lemma von Slutsky [Hen95]). Schreibt man B als

$$B = \sqrt{N} \begin{bmatrix} 1, -6\mu_n^{(2,0)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\mu}_n^{(4,0)} - \mu_n^{(4,0)} \\ \hat{\mu}_n^{(2,0)} - \mu_n^{(2,0)} \end{bmatrix}, \quad (4.13)$$

so folgt aus dem Abbildungssatz, dass B ebenfalls gegen eine Normalverteilung konvergiert. Durch Addition der Mittelwerte ergibt sich die Aussage des Lemmas. Ähnliche Aussagen lassen sich auch in [GS94] finden.

□

Mithilfe von Lemma 1 kann die bedingte Dichte $f_{\hat{\kappa}^{(4,0)}|M_i}(\hat{\kappa}^{(4,0)}|M_i)$ für große Beobachtungslängen durch eine mehrdimensionale komplexwertige Normal-



verteilung approximiert werden

$$f_{\hat{\boldsymbol{\kappa}}^{(4,0)}|M_i}(\hat{\boldsymbol{\kappa}}^{(4,0)}|M_i) = \frac{1}{\pi^{N_t}|\boldsymbol{\Sigma}_i|} \exp\left(-(\hat{\boldsymbol{\kappa}}^{(4,0)} - \boldsymbol{\kappa}_i^{(4,0)})^H \boldsymbol{\Sigma}_i^{-1} (\hat{\boldsymbol{\kappa}}^{(4,0)} - \boldsymbol{\kappa}_i^{(4,0)})\right). \quad (4.14)$$

Hierbei ist $\boldsymbol{\kappa}_i^{(4,0)}$ ein Vektor mit den theoretischen Kumulanten der Modulationsart M_i , $\boldsymbol{\Sigma}_i$ ist die Kovarianzmatrix des Schätzers, ebenfalls für die Modulationsart M_i , $|\cdot|$ ist die Determinante und N_t ist die Anzahl an Sendeantennen. Die Kovarianzmatrix $\boldsymbol{\Sigma}_i$ für die Beobachtungslänge N kann wie folgt elementweise berechnet werden

$$\begin{aligned} (\boldsymbol{\Sigma}_i)_{p,q} &= \text{E} \left\{ \hat{\kappa}_p^{(4,0)} \left(\hat{\kappa}_q^{(4,0)} \right)^* \right\} - \text{E} \left\{ \hat{\kappa}_p^{(4,0)} \right\} \text{E} \left\{ \left(\hat{\kappa}_q^{(4,0)} \right)^* \right\} \\ &= \text{E} \left\{ \left(\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \hat{s}_p[k]^4 - 3 \left(\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \hat{s}_p[k]^2 \right)^2 \right) \right. \\ &\quad \left. \left(\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \hat{s}_q[k]^4 - 3 \left(\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \hat{s}_q[k]^2 \right)^2 \right)^* \right\} \\ &\quad - \text{E} \left\{ \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \hat{s}_p[k]^4 - 3 \left(\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \hat{s}_p[k]^2 \right)^2 \right\} \\ &\quad \text{E} \left\{ \left(\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \hat{s}_q[k]^4 - 3 \left(\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \hat{s}_q[k]^2 \right)^2 \right)^* \right\}, \end{aligned} \quad (4.15)$$

mit $p, q = 1 \dots N_t$. Da sowohl die Sendefolge als auch das Rauschen in Zeitrichtung unabhängig sind, gilt

$$\text{E}\{\hat{s}_p[k]^r \hat{s}_q[l]^*s\} = \text{E}\{\hat{s}_p[k]^r\} \text{E}\{\hat{s}_q[l]^*s\} \quad (4.16)$$

für alle p, q und für $k \neq l$. Hiermit kann Gleichung (4.15) weiter vereinfacht werden zu

$$\begin{aligned} (\boldsymbol{\Sigma}_i)_{p,q} &\approx \frac{1}{N} \left(\text{E} \{ \hat{s}_p[k]^4 \hat{s}_q[k]^*4 \} - 6 \text{E} \{ \hat{s}_p[k]^4 \hat{s}_q[k]^*2 \} \text{E} \{ \hat{s}_q[k]^*2 \} \right. \\ &\quad \left. - \text{E} \{ \hat{s}_p[k]^4 \} \text{E} \{ \hat{s}_q[k]^*4 \} - 4 \text{E} \{ \hat{s}_p[k]^4 \} \text{E} \{ \hat{s}_q[k]^*2 \}^2 \right. \\ &\quad \left. + 4 \text{E} \{ \hat{s}_p[k]^2 \}^2 \text{E} \{ \hat{s}_q[k]^*4 \} + 12 \text{E} \{ \hat{s}_p[k]^2 \}^2 \text{E} \{ \hat{s}_q[k]^*2 \}^2 \right) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &+ 36\mathbb{E} \{ \hat{s}_p[k]^2 \hat{s}_q[k]^{*2} \} \mathbb{E} \{ \hat{s}_p[k]^2 \} \mathbb{E} \{ \hat{s}_q[k]^{*2} \} \\
 &- 6\mathbb{E} \{ \hat{s}_p[k]^2 \hat{s}_q[k]^{*4} \} \mathbb{E} \{ \hat{s}_p[k]^2 \} .
 \end{aligned} \tag{4.17}$$

Die Approximation berücksichtigt nur Terme, die proportional zu $\frac{1}{N}$ sind, d. h., alle Terme, die proportional zu $\frac{1}{N^2}$ und $\frac{1}{N^3}$ sind, werden vernachlässigt. Die Näherung ist zulässig, da die Beobachtungslänge N bei Anwendungen der automatischen Modulationsartenerkennung üblicherweise groß ist. Sie in einer Größenordnung von 100 bis 5000 Symbolen.

Das geschätzte Sendesignal besteht aus dem wahren Sendesignal $\mathbf{s}[k]$ und korreliertem Rauschen $\tilde{\mathbf{w}}[k]$. Da die Sendesignale sowohl in Zeit- als auch in Antennenrichtung unabhängig sind, gilt

$$\mathbb{E}\{s_p[k]^r s_q[l]^{*s}\} = \mathbb{E}\{s_p[k]^r\} \mathbb{E}\{s_q[l]^{*s}\} \tag{4.18}$$

für alle $p \neq q$ oder $k \neq l$.

Das Rauschen hingegen wird durch die Kanalkompensation in Antennenrichtung korreliert. Zur Lösung von Gleichung (4.17) wird Lemma 3 benötigt. Hierfür wird zunächst Korollar 2 bewiesen.

Korollar 2. *Die höheren Momente von zirkulären, komplexem weißen Rauschen w_p mit der Varianz σ_w^2 sind*

$$\mathbb{E} \{ w_p^\beta w_p^{*\gamma} \} = \begin{cases} 0, & \beta \neq \gamma \\ \beta! \sigma_w^{2\beta}, & \beta = \gamma \end{cases} . \tag{4.19}$$

Beweis.

Es gilt

$$\mathbb{E} \{ w_p^\beta w_p^{*\gamma} \} = \mathbb{E} \left\{ a^{\beta+\gamma} e^{j(\beta-\gamma)\varphi} \right\},$$

wobei a Rayleigh-verteilt und φ gleichverteilt im Bereich $(-\pi, \pi]$ sind. Da a und φ unabhängig sind, können die Erwartungswerte getrennt betrachtet werden. Der Erwartungswert des Phasenterms lautet

$$\mathbb{E} \left\{ e^{j(\beta-\gamma)\varphi} \right\} = \begin{cases} 0, & \beta \neq \gamma \\ 1, & \beta = \gamma \end{cases} . \tag{4.20}$$



Für $\beta = \gamma$ sind die Momente einer Rayleigh-Verteilung gegeben als [Sim02]¹

$$\mathbb{E} \{ a^{2\beta} \} = \beta! \sigma_w^{2\beta}. \quad (4.21)$$

Mit Gleichung (4.20) und Gleichung (4.21) folgt für die Momente des weißen Rauschens

$$\begin{aligned} \mathbb{E} \{ w_p^\beta w_p^{*\gamma} \} &= \mathbb{E} \{ a^{\beta+\gamma} \} \mathbb{E} \left\{ e^{j(\beta-\gamma)\varphi} \right\} \\ &= \begin{cases} 0, & \beta \neq \gamma \\ \beta! \sigma_w^{2\beta}, & \beta = \gamma \end{cases}. \end{aligned} \quad (4.22)$$

□

Lemma 3. Die höheren Momente des korrelierten Rauschens $\tilde{\mathbf{w}}[k]$ sind

$$\mathbb{E} \{ \tilde{w}_p[k]^\beta \tilde{w}_q[k]^{*\gamma} \} = \begin{cases} 0, & \beta \neq \gamma \\ \beta! \left((\mathbf{H}^H \mathbf{H})^{-1} \right)_{p,q}^\beta \sigma_w^{2\beta}, & \beta = \gamma \end{cases}$$

Beweis.

$$\begin{aligned} \mathbb{E} \{ \tilde{w}_p[k]^\beta \tilde{w}_q[k]^{*\gamma} \} &= \mathbb{E} \left\{ \left(\sum_{n=1}^{N_r} \mathbf{H}_{p,n}^+ w_n \right)^\beta \left(\sum_{m=1}^{N_r} \mathbf{H}_{q,m}^+ w_m \right)^{*\gamma} \right\} \\ &= \mathbb{E} \left\{ \sum_{\beta_1 + \dots + \beta_{N_r} = \beta} \frac{\beta!}{\beta_1! \dots \beta_{N_r}!} \left(\mathbf{H}_{p,1}^+ w_1[k] \right)^{\beta_1} \right. \\ &\quad \cdot \left(\mathbf{H}_{p,2}^+ w_2[k] \right)^{\beta_2} \dots \left(\mathbf{H}_{p,N_r}^+ w_{N_r}[k] \right)^{\beta_{N_r}} \cdot \\ &\quad \left. \sum_{\gamma_1 + \dots + \gamma_{N_r} = \gamma} \frac{\gamma!}{\gamma_1! \dots \gamma_{N_r}!} \left(\mathbf{H}_{q,1}^+ w_1[k] \right)^{*\gamma_1} \right. \\ &\quad \left. \cdot \left(\mathbf{H}_{q,2}^+ w_2[k] \right)^{*\gamma_2} \dots \left(\mathbf{H}_{q,N_r}^+ w_{N_r}[k] \right)^{*\gamma_{N_r}} \right\}. \end{aligned} \quad (4.23)$$

¹In [Sim02] sind die Momente einer Rayleigh-Verteilung gegeben als $\mathbb{E}\{a^{2\beta}\} = (2\sigma^2)^\beta \Gamma(1+\beta)$. Die Gammafunktion lautet für ganze Zahlen $\Gamma(1+\beta) = \beta!$, es folgt also $\mathbb{E}\{a^{2\beta}\} = \beta! (2\sigma^2)^\beta$. Die Rayleigh-Verteilung ergibt sich in [Sim02] als die Verteilung von $\sqrt{X^2}$, wobei X normalverteilt mit Mittelwert null und Varianz σ^2 ist. In dem hier ausgeführten Fall ist die Varianz von Real- und Imaginärteil des Rauschens jedoch $\sigma_w^2/2$. Es gilt hier folglich $\sigma^2 = \sigma_w^2/2$.

Diese Gleichung kann mithilfe von Korollar 2 weiter vereinfacht werden.

Alle Elemente des Rauschvektors $\mathbf{w}[k]$ sind unabhängig, und folglich sind alle Kreuzmomente null. Des Weiteren sind die Momente von $w_p[k]^\beta$ und $w_q[k]^*\gamma$ null, falls $\beta \neq \gamma$. Der Erwartungswert in Gleichung (4.23) ist ungleich null genau dann, wenn $\beta_1 = \gamma_1 \wedge \beta_2 = \gamma_2 \wedge \dots \wedge \beta_{N_r} = \gamma_{N_r}$. Damit folgt $\beta = \gamma$ und Gleichung (4.23) lautet:

$$\begin{aligned}
 \mathbb{E} \{ \tilde{w}_p[k]^\beta \tilde{w}_q[k]^*\beta \} &= \mathbb{E} \left\{ \sum_{\beta_1 + \dots + \beta_{N_r} = \beta} \frac{\beta!}{\beta_1! \dots \beta_{N_r}!} \right. \\
 &\quad \left(\mathbf{H}_{p,1}^+ w_1[k] \right)^{\beta_1} \cdot \left(\mathbf{H}_{p,2}^+ w_2[k] \right)^{\beta_2} \dots \left(\mathbf{H}_{p,N_r}^+ w_{N_r}[k] \right)^{\beta_{N_r}} \\
 &\quad \frac{\beta!}{\beta_1! \dots \beta_{N_r}!} \left(\left(\mathbf{H}_{q,1}^+ \right)^* w_1[k]^* \right)^{\beta_1} \cdot \left(\left(\mathbf{H}_{q,2}^+ \right)^* w_2[k]^* \right)^{\beta_2} \\
 &\quad \left. \dots \left(\left(\mathbf{H}_{q,N_r}^+ \right)^* w_{N_r}[k]^* \right)^{\beta_{N_r}} \right\} \\
 &= \mathbb{E} \left\{ \sum_{\beta_1 + \dots + \beta_{N_r} = \beta} \frac{(\beta!)^2}{(\beta_1! \dots \beta_{N_r}!)^2} \right. \\
 &\quad \left(\mathbf{H}_{p,1}^+ \left(\mathbf{H}_{q,1}^+ \right)^* \right)^{\beta_1} \cdot \left(\mathbf{H}_{p,2}^+ \left(\mathbf{H}_{q,2}^+ \right)^* \right)^{\beta_2} \dots \left(\mathbf{H}_{p,N_r}^+ \left(\mathbf{H}_{q,N_r}^+ \right)^* \right)^{\beta_{N_r}} \\
 &\quad \left. \left(w_1[k] w_1[k]^* \right)^{\beta_1} \cdot \left(w_2[k] w_2[k]^* \right)^{\beta_2} \dots \left(w_{N_r}[k] w_{N_r}[k]^* \right)^{\beta_{N_r}} \right\} \\
 &= \beta! \sigma_w^{2\beta} \left(\sum_{\beta_1 + \dots + \beta_{N_r} = \beta} \frac{\beta!}{\beta_1! \dots \beta_{N_r}!} \right. \\
 &\quad \left. \left(\mathbf{H}_{p,1}^+ \left(\mathbf{H}_{q,1}^+ \right)^* \right)^{\beta_1} \cdot \left(\mathbf{H}_{p,2}^+ \left(\mathbf{H}_{q,2}^+ \right)^* \right)^{\beta_2} \dots \left(\mathbf{H}_{p,N_r}^+ \left(\mathbf{H}_{q,N_r}^+ \right)^* \right)^{\beta_{N_r}} \right) \\
 &= \beta! \sigma_w^{2\beta} \left(\sum_{n=1}^{N_r} \mathbf{H}_{p,n}^+ \left(\mathbf{H}_{q,n}^+ \right)^* \right)^\beta \\
 &= \beta! \sigma_w^{2\beta} \left(\left(\mathbf{H}^+ \mathbf{H}^+ \mathbf{H} \right)_{p,q} \right)^\beta \\
 &= \beta! \sigma_w^{2\beta} \left(\left(\left(\mathbf{H}^H \mathbf{H} \right)^{-1} \mathbf{H}^H \mathbf{H} \left(\mathbf{H}^H \mathbf{H} \right)^{-1} \right)_{p,q} \right)^\beta
 \end{aligned}$$



$$= \beta! \sigma_w^{2\beta} \left(((\mathbf{H}^H \mathbf{H})^{-1})_{p,q} \right)^\beta \quad (4.24)$$

Hierdurch ergibt sich die Aussage des Lemmas.

□

Zur weiteren Berechnung der Kovarianzmatrix wird nun in Gleichung (4.17) das geschätzte Sendesignal $\hat{\mathbf{s}}[k]$ durch das gesendete Signal mit korreliertem Rauschen $\mathbf{s}[k] + \tilde{\mathbf{w}}[k]$ ersetzt und mit Lemma 3 vereinfacht:

$$\begin{aligned} \Sigma_i &= \frac{1}{N} 24 \sigma_w^8 \left((\mathbf{H}^H \mathbf{H})^{-1} \right)^{\circ 4} + \frac{1}{N} \mathbf{I}_{N_t} \circ \\ &\quad \left(\left(16 \mu_i^{(6,3)} - 96 \mu_i^{(2,0)} \mu_i^{(4,1)} + 144 (\mu_i^{(2,0)})^2 \mu_i^{(2,1)} \right) \sigma_w^2 (\mathbf{H}^H \mathbf{H})^{-1} \right. \\ &\quad + \left(36 \mu_i^{(4,2)} - 36 (\mu_i^{(2,0)})^2 \right) \cdot 2 \sigma_w^4 \left((\mathbf{H}^H \mathbf{H})^{-1} \right)^{\circ 2} \\ &\quad + 16 \cdot 6 \sigma_w^6 \mu_i^{(2,1)} \left((\mathbf{H}^H \mathbf{H})^{-1} \right)^{\circ 3} + \left(\mu_i^{(8,4)} - (\mu_i^{(4,0)})^2 - 12 \mu_i^{(2,0)} \mu_i^{(6,2)} \right. \\ &\quad \left. + 12 (\mu_i^{(2,0)})^2 \mu_i^{(4,0)} + 36 (\mu_i^{(2,0)})^2 \mu_i^{(4,2)} - 36 (\mu_i^{(2,0)})^4 \right) \mathbf{I}_{N_t} \Big) \quad (4.25) \end{aligned}$$

Hierbei ist \mathbf{I}_{N_t} eine $N_t \times N_t$ eine Einheitsmatrix, \circ beschreibt das Hadamard-Produkt und

$$H^{\circ \beta} := \underbrace{H \circ H \circ \dots \circ H}_{\beta\text{-Mal}}. \quad (4.26)$$

Die Momente der Modulationsart M_i sind $\mu_i^{(r,s)} = \mathbb{E}\{s_i^{r-s} s_i^{*s}\}$, wobei s_i die entsprechenden Symbole darstellt. Die Tabelle 4.1 zeigt die Werte der höheren Momente für unterschiedliche Modulationsarten. Auch hier gilt, genauso wie für die Kumulanten, dass alle Momente ungerader Ordnung null sind und dass $\mu^{(r,s)} = \mu^{(r,r-s)}$ für $r \geq s$.

Da die in Gleichung (4.25) vorkommenden höheren Momente sich für verschiedene Modulationsarten unterscheiden, ist die Kovarianzmatrix nicht für alle Modulationsarten identisch.

4. Merkmalsbasierter Klassifikator

	4-ASK	BPSK	QPSK	8-PSK	16-PSK	16-QAM	64-QAM
$\mu_i^{(2,0)}$	1	1	0	0	0	0	0
$\mu_i^{(2,1)}$	1	1	1	1	1	1	1
$\mu_i^{(4,0)}$	1,64	1	1	0	0	-0,68	-0,62
$\mu_i^{(4,1)}$	1,64	1	0	0	0	0	0
$\mu_i^{(4,2)}$	1,64	1	1	1	1	1,32	1,38
$\mu_i^{(6,0)}$	2,92	1	0	0	0	0	0
$\mu_i^{(6,1)}$	2,92	1	1	0	0	-1,32	-1,3
$\mu_i^{(6,2)}$	2,92	1	0	0	0	0	0
$\mu_i^{(6,3)}$	2,92	1	1	1	1	1,96	2,23
$\mu_i^{(8,0)}$	5,25	1	1	1	0	2,2	1,91
$\mu_i^{(8,1)}$	5,25	1	0	0	0	0	0
$\mu_i^{(8,2)}$	5,25	1	1	0	0	-2,48	-2,76
$\mu_i^{(8,3)}$	5,25	1	0	0	0	0	0
$\mu_i^{(8,4)}$	5,25	1	1	1	1	3,12	3,96

Tabelle 4.1.: Momente höherer Ordnung für verschiedene Modulationsarten bei einer Signalvarianz von eins.

Die Klassifikation erfolgt dann durch die Maximierung von Gleichung (4.14):

$$\hat{M} = \arg \max_{M_i \in \mathcal{M}} P(M_i) f_{\hat{\kappa}^{(4,0)}|M_i}(\hat{\kappa}^{(4,0)}|M_i), \quad (4.27)$$

wobei \mathcal{M} die Menge aller möglichen Modulationsarten ist.

Im Folgenden wird davon ausgegangen, dass die Auftretenswahrscheinlichkeiten $P(M_i)$ für alle Modulationsarten gleich sind. Da die Kovarianzmatrix von der verwendeten Modulationsart abhängt kann der Ausdruck nicht weiter vereinfacht werden. Es müssen alle möglichen Modulationsarten ausprobiert werden, was jedoch aufgrund der geringen Anzahl üblicherweise vorkommender Modulationsarten einen vertretbaren Aufwand darstellt.



Simulationsergebnisse

Im Folgenden wird die Leistungsfähigkeit des merkmalsbasierten ML-Klassifikators dargestellt und mit der des ALRT verglichen. In Tabelle 4.2 sind die Standardsimulationsparameter abgedruckt, die, wenn nicht anders angegeben, im Folgenden verwendet werden.

Modulationsverfahren	$\mathcal{M} = \{\text{BPSK}, \text{QPSK}, \text{8-PSK}, \text{16-QAM}\}$
Beobachtungslänge	$N = 1000$ Symbole
Anzahl Sendeantennen	$N_t = 2$
Anzahl Empfangsantennen	$N_r = 2$

Tabelle 4.2.: Standardsimulationsparameter.

In Abbildung 4.3 sind vier *Konfusionsplots* dargestellt. In einem Konfusionsplot wird die Wahrscheinlichkeit dargestellt, dass der Klassifikator sich für ein Modulationsverfahren $\hat{M} = M_j$ entscheidet, falls das Modulationsverfahren M_i genutzt wurde. Betrachtet man beispielsweise den Konfusionsplot oben links, so erkennt man, dass, falls BPSK gesendet wurde, dieses schon bei sehr niedrigen SNR-Werten korrekt erkannt wird. Im Vergleich dazu sieht man auf den Abbildungen unten links und rechts, dass die Erkennung von 8-PSK und 16-QAM schwierig ist und dass es im niedrigen SNR-Bereich häufig zu Vertauschungen mit BPSK bzw. QPSK kommt. Betrachtet man die Konfusionsplots bei einem festen SNR-Wert, so erhält man *Vertauschungsmatrizen*.

Konfusionsplots erlauben einen tiefen Einblick in die Leistungsfähigkeit des Klassifikators und decken mögliche Schwachstellen auf. Eine andere Darstellung, die etwas übersichtlicher ist, besteht in der Betrachtung ausschließlich der Wahrscheinlichkeit einer korrekten Klassifikation. Hierzu wird die Wahrscheinlichkeit einer korrekten Klassifikation $P(\hat{M} = M_i | M_i)$ über alle Verfahren gemittelt (siehe hierzu auch Formel (3.9)). Es wird wieder von gleichwahrscheinlichen Modulationsarten ausgegangen.

Abbildung 4.4 zeigt die Wahrscheinlichkeit einer korrekten Klassifikation für unterschiedliche Antennenkonfigurationen. Man erkennt, dass beispielsweise bei Verwendung von vier Sende- und sechs Empfangsantennen die Klassifikationsrate etwa 2 dB unterhalb derjenigen des optimalen ALRT-Klassifikators liegt. Wie später noch ausführlich erläutert wird, liegt der nötige Berechnungs-

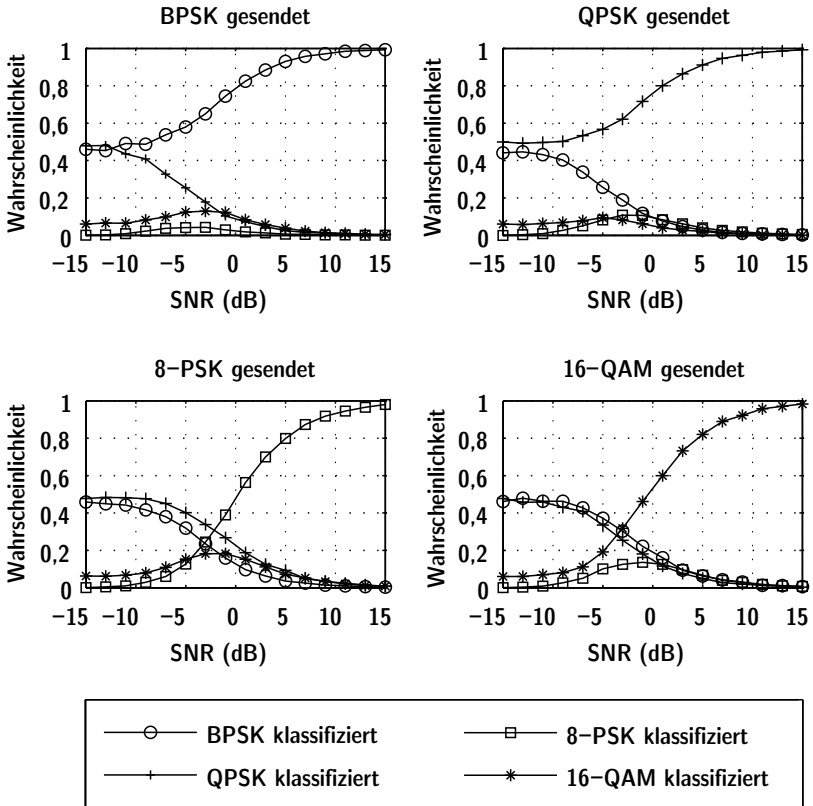


Abbildung 4.3.: Konfusionsplot des merkmalsbasierten Klassifikators bei Verwendung des Merkmals $\kappa^{(4,0)}$.

aufwand nur bei einem Bruchteil dessen des ALRT. Des Weiteren wird eine Klassifikationsrate von 0,9 bei einem SNR von 6 dB, -2 dB bzw. -4 dB bei Verwendung von zwei, vier bzw. sechs Empfangsantennen und jeweils zwei Sendeantennen erreicht. Bei solchen SNR-Werten (besonders wenn die Anzahl der Empfangsantennen größer ist als die Anzahl der Sendeantennen) ist ein sinnvoller Empfang der Daten nahezu ausgeschlossen. Würde beispielsweise QPSK verwendet werden, so läge die Bitfehlerrate bei einem SNR von -2 dB bei ca.² 0,21. Hinzu kommt, dass die nötigen Algorithmen zur Zeit- und Fre-

²Die Bitfehlerrate bei QPSK ist $P_b = \frac{1}{2} \operatorname{erfc} \left(\sqrt{\frac{1}{2} \operatorname{SNR}} \right)$ [Kam08], mit erfc als komplementäre gaußsche Fehlerfunktion.



quenzsynchronisation bei einem solchen SNR nicht zuverlässig genug arbeiten. Folglich kann man konstatieren, dass der Gewinn von ALRT für die praktische Anwendung irrelevant ist.

Ein weiterer Aspekt wird deutlich, wenn die unterschiedlichen Antennenkonfigurationen betrachtet werden. Ganz allgemein ist die Klassifikationsrate umso besser, je größer die Anzahl an Empfangsantennen ist. Bei Verwendung von zwei Sendeantennen bringt die Erhöhung der Anzahl an Empfangsantennen von zwei auf vier einen Gewinn von ca. 8 dB bei $P_{CC} = 0,8$.

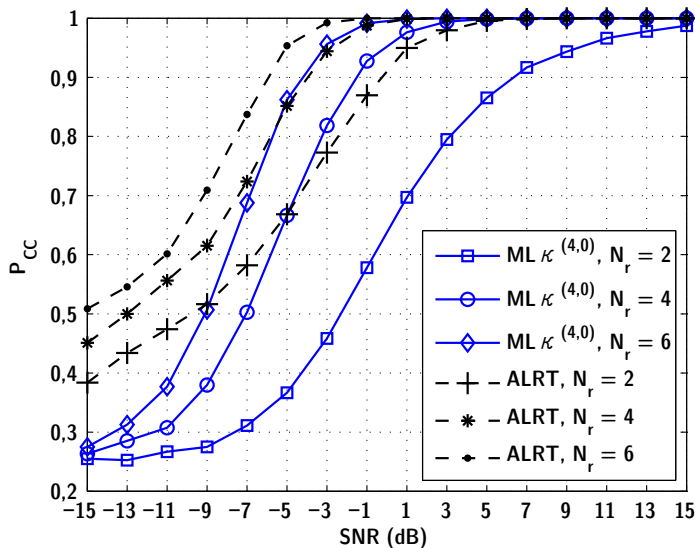


Abbildung 4.4.: Klassifikationsraten des merkmalsbasierten Klassifikators bei Verwendung des Merkmals $\kappa^{(4,0)}$ und unterschiedlicher Anzahl an Empfangsantennen im Vergleich zu ALRT.

Neben der Anzahl der Empfangsantennen hat die Beobachtungslänge einen entscheidenden Einfluss auf die Leistungsfähigkeit. In Abbildung 4.5 werden Klassifikationsraten bei unterschiedlichen Beobachtungslängen dargestellt. Man erkennt, dass eine Verdopplung der Beobachtungsdauer in etwa einem Gewinn von 1 dB entspricht.

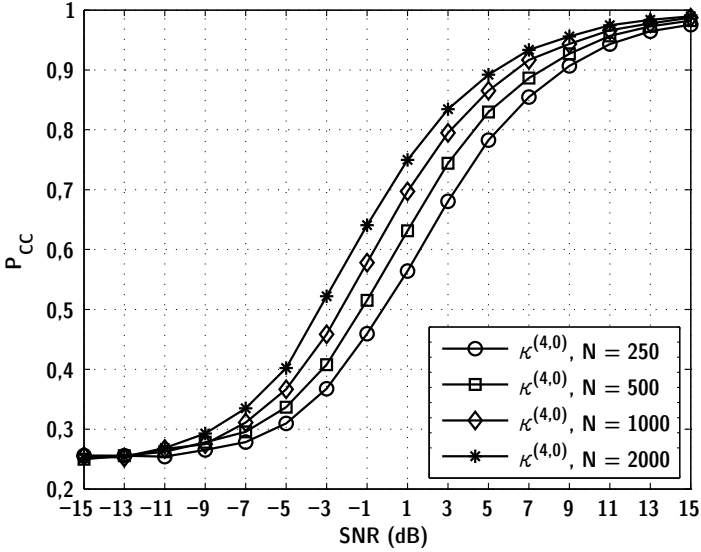


Abbildung 4.5.: Klassifikationsraten des merkmalsbasierten Klassifikators bei Verwendung des Merkmals $\kappa^{(4,0)}$ und unterschiedlich langer Beobachtungsdauer N .

4.2.2. Minimum-Varianz (MV) Schätzer

Eine Alternative zum Maximum-Likelihood-Ansatz besteht darin, nicht mit Likelihood-Ratios zu arbeiten, sondern aus den geschätzten Kumulanten aller Empfangsantennen eine einzelne Kumulante zu berechnen und mithilfe derselben die Klassifikation durchzuführen.

Der Schätzer für die Kumulante $\hat{\kappa} = g(\hat{\kappa})$, der die geringste Varianz aufweist, ist gegeben als [Kay93]

$$\hat{\kappa} = \frac{\mathbf{1}_{N_t}^T \Sigma_i^{-1} \hat{\kappa}}{\mathbf{1}_{N_t}^T \Sigma_i^{-1} \mathbf{1}_{N_t}}, \quad (4.28)$$

wobei Σ_i die Kovarianzmatrix des Schätzfehlers ist. Diese ist identisch zu der bereits in Gleichung (4.25) berechneten Kovarianzmatrix. Die Klassifikation funktioniert durch Minimierung der euklidischen Distanz zwischen $\hat{\kappa}$ und den



theoretischen Werten der Kumulanten:

$$\hat{M} = \arg \min_{M_i \in \mathcal{M}} \sqrt{|\kappa_{M_i} - \hat{\kappa}|^2}. \quad (4.29)$$

Gleichung (4.28) beschreibt anschaulich, wie die Merkmale der einzelnen Antennen abhängig von der Güte der Signale gewichtet werden sollen. Bei hohem SNR fällt die Kombination der Merkmale nicht sonderlich ins Gewicht, da alle Antennensignale mit hoher Güte vorliegen. Es reicht daher aus, nur den Anteil der Kovarianzmatrix, der bei niedrigen SNR stark ins Gewicht fällt, zu berücksichtigen (vergleiche mit Gleichung (4.25))

$$\Sigma \approx \frac{1}{N} 24\sigma_w^8 \left((\mathbf{H}^H \mathbf{H})^{-1} \right)^{\circ 4}.$$

Die vereinfachte Kovarianzmatrix Σ hängt nun nicht mehr von der Modulationsart ab. Es kann also der Schätzer $g(\hat{\kappa})$, der die minimale Varianz besitzt, angegeben werden

$$\hat{\kappa} = \frac{\mathbf{1}_{N_t}^T \left(\left((\mathbf{H}^H \mathbf{H})^{-1} \right)^{\circ 4} \right)^{-1} \hat{\kappa}}{\mathbf{1}_{N_t}^T \left(\left((\mathbf{H}^H \mathbf{H})^{-1} \right)^{\circ 4} \right)^{-1} \mathbf{1}_{N_t}}. \quad (4.30)$$

Der Aufwand des MV-Klassifikators ist nochmals geringer als derjenige des ML-Klassifikators. Ein weiterer Vorteil besteht darin, dass die Varianz des Rauschens σ_w^2 nicht bekannt sein muss. In der praktischen Anwendung entfällt somit eine Schätzung und damit eine mögliche Fehlerquelle. Auf diese Art und Weise kann die Modulationsart sehr einfach und unabhängig vom Rauschlevel bestimmt werden.

Simulationsergebnisse

In Abbildung 4.6 sind die Klassifikationsraten des MV-Klassifikators im Vergleich zum ML-Klassifikator dargestellt. Man erkennt, dass die Klassifikationsraten auch für unterschiedliche Antennenkonfigurationen gleich sind, d. h., dass beide Klassifikatoren für alle untersuchten Szenarien gleich gut sind.

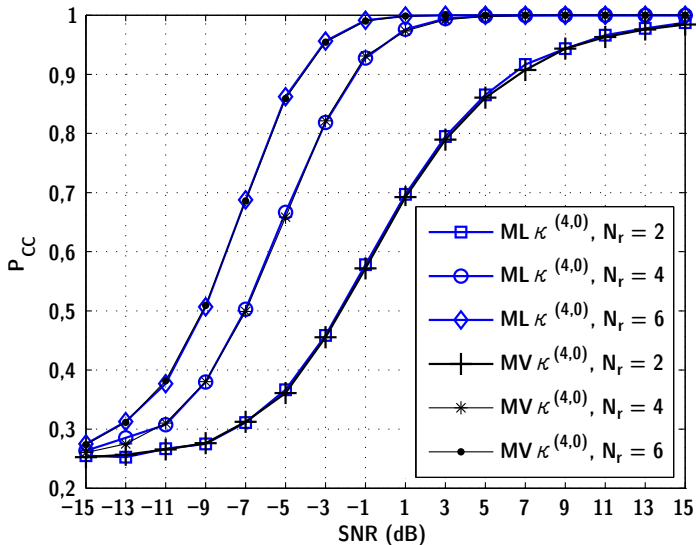


Abbildung 4.6.: Vergleich der Leistungsfähigkeit von MV- und ML-basierten Klassifikatoren bei unterschiedlichen Antennenkonfigurationen.

4.3. Erweiterungen

4.3.1. Merkmale höherer Ordnung

Die in den Abschnitten 4.2.1 und 4.2.2 beschriebenen Methoden lassen sich grundsätzlich auch auf Kumulanten höherer Ordnung übertragen. Hierbei muss zunächst ebenfalls die Kovarianzmatrix berechnet werden. Die Komplexität der Formeln wächst stark mit steigender Ordnung.

Die absoluten Werte der Kumulanten steigen mit höherer Ordnung und daher vergrößert sich auch der Abstand der Werte der Kumulanten der verschiedenen Modulationsarten. Dies bedeutet, dass sich die Modulationsarten besser unterscheiden lassen und folglich die Klassifikationsrate steigt. Auf der anderen Seite nimmt die Varianz der Schätzungen der Kumulanten ebenfalls mit höherer Ordnung zu, was wiederum die Klassifikationsrate verschlechtert. Diese beiden gegenläufigen Faktoren wurden durch Simulationen untersucht.



Simulationsergebnisse

In Abbildung 4.7 sind die Klassifikationsraten für zwei Sende- und vier Empfangsantennen für unterschiedliche Merkmale mit dem in Kapitel 4.2.1 beschriebenen ML-Klassifikator visualisiert. Man erkennt deutlich, dass die Verwendung von Kumulanten höherer Ordnung keinen Vorteil bietet: Der Berechnungsaufwand ist größer, die Varianz ist höher, und die resultierende Performance ist schlechter. Diese Aussage gilt jedoch nur für die genannten Modulationsverfahren. Sollen beispielsweise höherwertige PSK-Verfahren unterschieden werden, bei denen $\kappa^{(4,0)}$ den gleichen Wert hat, so müssen Kumulanten höherer Ordnung verwendet werden, da nur diese noch eine Unterscheidung ermöglichen. Grundsätzlich lässt sich sagen, dass die Ordnung der Kumulanten so gering wie möglich, indes so groß wie nötig sein soll. Des Weiteren erkennt man, dass die Merkmale $\kappa^{(4,2)}$ und $\kappa^{(6,3)}$ nicht zwischen 8-PSK und QPSK unterscheiden können. Daher ist hierbei die maximale mögliche Klassifikationsrate 0,75 (siehe hierzu auch Tabelle 3.1).

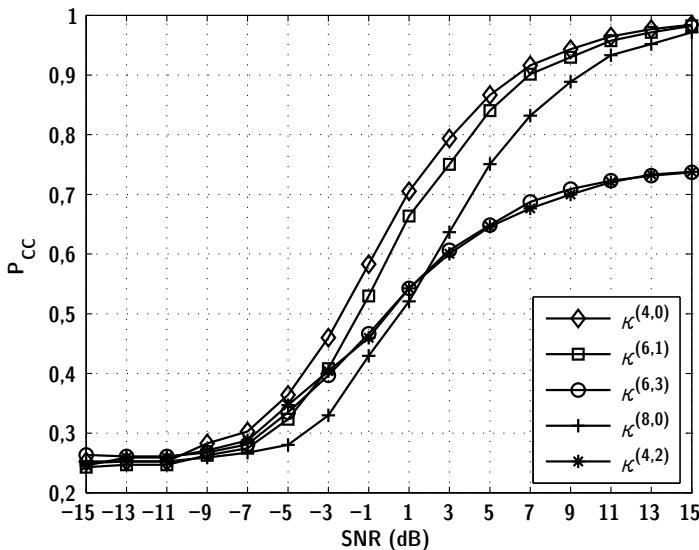


Abbildung 4.7.: Klassifikationsraten bei Verwendung unterschiedlicher Merkmale.

4.3.2. Merkmalvektoren

Bisher wurden nur einzelne Merkmale betrachtet. Es können allerdings auch mehrere Merkmale in Form eines Merkmalvektors kombiniert werden:

$$\hat{\boldsymbol{\kappa}} = \begin{bmatrix} \hat{\boldsymbol{\kappa}}^{(r_1, s_1)} \\ \vdots \\ \hat{\boldsymbol{\kappa}}^{(r_n, s_n)} \end{bmatrix}. \quad (4.31)$$

Die hierzu gehörende Kovarianzmatrix besteht sowohl aus den Kovarianzmatrizen $\boldsymbol{\Sigma}_i^{(r_u, s_u)}$ von $\hat{\boldsymbol{\kappa}}_i^{(r_u, s_u)}$ als auch aus sämtlichen Kreuzkovarianzmatrizen $\boldsymbol{\Sigma}_i^{(r_u, s_u); (r_p, s_p)}$ zwischen den Merkmalen $\hat{\boldsymbol{\kappa}}_i^{(r_u, s_u)}$ und $\hat{\boldsymbol{\kappa}}_i^{(r_p, s_p)}$ mit $u, v, p, q = 1 \dots n$

$$\boldsymbol{\Sigma}_i = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\Sigma}_i^{(r_1, s_1)} & \dots & \boldsymbol{\Sigma}_i^{(r_1, s_1); (r_n, s_n)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \boldsymbol{\Sigma}_i^{(r_n, s_n); (r_1, s_1)} & \dots & \boldsymbol{\Sigma}_i^{(r_n, s_n)} \end{bmatrix} \quad (4.32)$$

Simulationsergebnisse

Um herauszufinden, welche Merkmale sinnvollerweise miteinander kombiniert werden sollten, werden jeweils zwei Merkmale kombiniert und die Klassifikationsraten jeweils mit den einzeln Merkmalen verglichen. Kombiniert man beispielsweise die Merkmale $\boldsymbol{\kappa}^{(4,0)}$ und $\boldsymbol{\kappa}^{(8,0)}$, so ist die resultierende Klassifikationsrate gleich der des einzelnen Merkmals von $\boldsymbol{\kappa}^{(4,0)}$. Dies bedeutet anschaulich, dass $\boldsymbol{\kappa}^{(8,0)}$ keine *weitere* Information trägt. Exemplarisch sind in Abbildung 4.8 und 4.9 zwei unterschiedliche Merkmalkombinationen dargestellt.

Eine vollständige Darstellung aller möglichen Kombinationen ist in Anhang B zu finden. In Tabelle 4.3 sind die Ergebnisse kompakt aufgeführt. Die Felder zeigen, wie sich die Klassifikationsraten der kombinierten Merkmale verhalten. Hierbei bedeutet „= $\boldsymbol{\kappa}^{(r,s)}$ “, dass sich die Klassifikationsrate genauso wie die von $\boldsymbol{\kappa}^{(r,s)}$ verhält, während „> $\boldsymbol{\kappa}^{(r,s)}$ “ eine Verbesserung, bezogen auf das bessere der beiden einzelnen Merkmale, anzeigt. Von besonderem Interesse sind die Kombinationen, bei denen sich ein Gewinn ergibt.

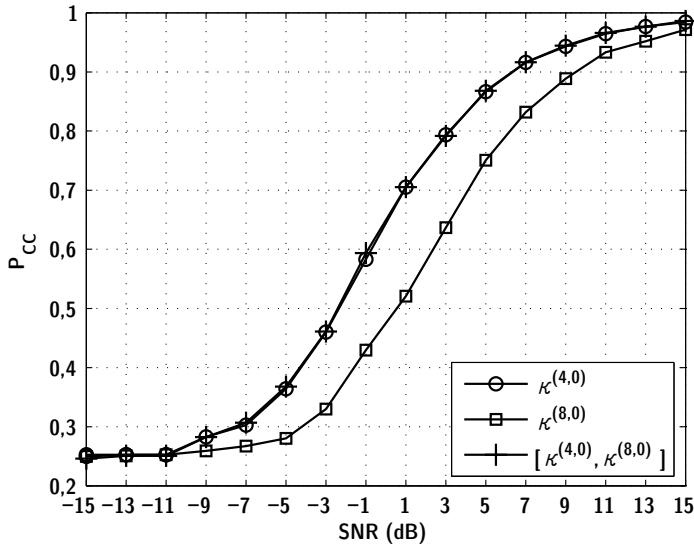


Abbildung 4.8.: Klassifikationsraten der Merkmale $\kappa^{(4,0)}$, $\kappa^{(8,0)}$ sowie $[\kappa^{(4,0)}, \kappa^{(8,0)}]$.

Tabelle 4.3 gibt wieder, dass die Kombination der Merkmale $\kappa^{(4,0)}$, $\kappa^{(6,1)}$ und $\kappa^{(8,0)}$ keinen Gewinn bezogen auf die Verwendung von $\kappa^{(4,0)}$ erzeugt, wohingegen Kombinationen jeweils mit den Merkmalen $\kappa^{(4,2)}$ oder $\kappa^{(6,3)}$ stets zu einer Verbesserung führen. Es bleibt daher die Frage, inwieweit weitere Kombinationen von Merkmalvektoren bestehend aus drei und mehr Elementen eine weitere Steigerung der Leistungsfähigkeit erlauben.

In Abbildung 4.10 werden die Klassifikationsraten von unterschiedlich langen Merkmalen gezeigt. Man erkennt deutlich, dass das Hinzufügen weiterer Merkmale zur Kombination $[\kappa^{(4,0)}, \kappa^{(4,2)}]$ keinen weiteren Gewinn generiert.

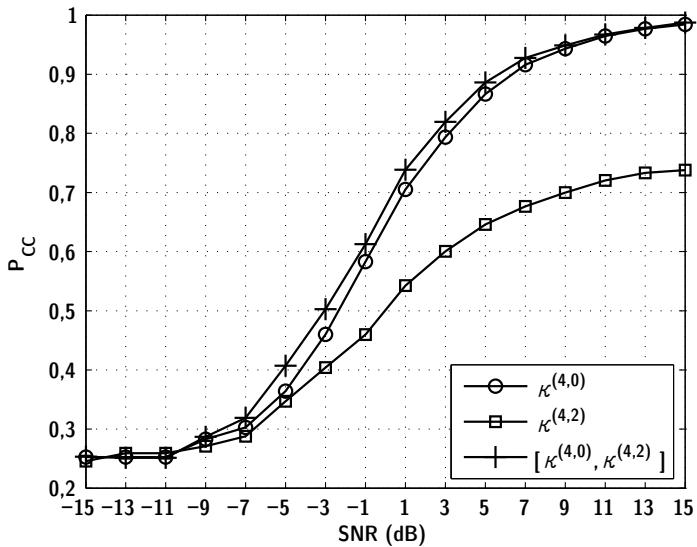


Abbildung 4.9.: Klassifikationsraten der Merkmale $\kappa^{(4,0)}$, $\kappa^{(4,2)}$ sowie $[\kappa^{(4,0)}, \kappa^{(4,2)}]$.

	$\kappa^{(4,0)}$	$\kappa^{(4,2)}$	$\kappa^{(6,1)}$	$\kappa^{(6,3)}$	$\kappa^{(8,0)}$
$\kappa^{(4,0)}$	—	$> \kappa^{(4,0)}$	$= \kappa^{(4,0)}$	$> \kappa^{(4,0)}$	$= \kappa^{(4,0)}$
$\kappa^{(4,2)}$	$> \kappa^{(4,0)}$	—	$> \kappa^{(6,1)}$	$> \kappa^{(6,3)}$	$> \kappa^{(8,0)}$
$\kappa^{(6,1)}$	$= \kappa^{(4,0)}$	$> \kappa^{(6,1)}$	—	$> \kappa^{(6,1)}$	$= \kappa^{(6,1)}$
$\kappa^{(6,3)}$	$> \kappa^{(4,0)}$	$> \kappa^{(6,3)}$	$> \kappa^{(6,1)}$	—	$> \kappa^{(8,0)}$
$\kappa^{(8,0)}$	$= \kappa^{(4,0)}$	$> \kappa^{(8,0)}$	$= \kappa^{(6,1)}$	$> \kappa^{(8,0)}$	—

Tabelle 4.3.: Vergleich verschiedener Kombinationen von Merkmalvektoren mit zwei Elementen.

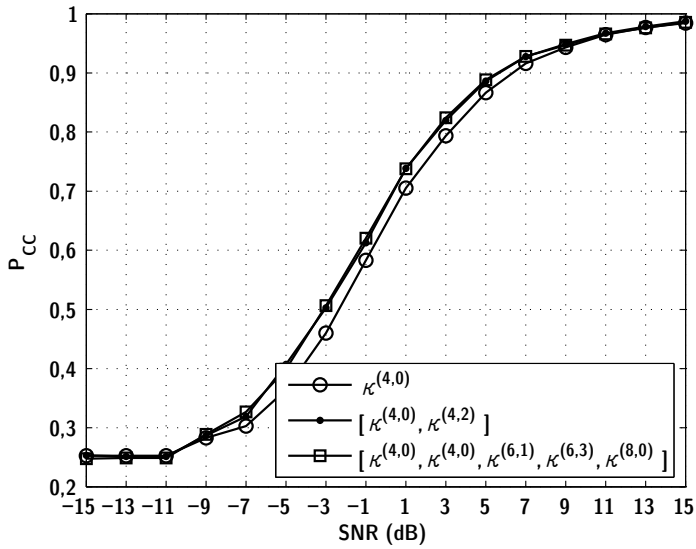


Abbildung 4.10.: Klassifikationsraten auf Basis von verschieden langen Merkmalvektoren.

Hauptachsentransformation

Die beschriebenen Simulationsergebnisse können mittels einer Hauptachsentransformation verifiziert werden. Hierzu werden 8000 modulierte Signale der Beobachtungslänge $N = 1000$ Symbole erzeugt. Die Modulationsart wird zufällig gewählt, jedoch so, dass alle Modulationsarten gleich häufig auftreten. Nun werden für jedes dieser Signale alle infrage kommenden Kumulanten berechnet und basierend auf diesem Datensatz eine Hauptachsentransformation jeweils zwischen zwei verschiedenen Merkmalen durchgeführt.

Hierzu wird, mittels des Ansatzes aus Kapitel 2.4, zuerst die Kovarianzmatrix des Merkmalvektors $\hat{\boldsymbol{\kappa}} = \left[\left(\hat{\boldsymbol{\kappa}}^{(r_1, s_1)} \right)^T, \left(\hat{\boldsymbol{\kappa}}^{(r_2, s_2)} \right)^T \right]^T$ geschätzt und danach die hierzu gehörenden Matrix der Eigenvektoren \mathbf{E} berechnet

$$\hat{\mathbf{C}}\{\hat{\boldsymbol{\kappa}}\} = \mathbf{E}\mathbf{D}\mathbf{E}^H. \quad (4.33)$$

Hieraus ergeben sich die transformierten Merkmale

$$\tilde{\boldsymbol{\kappa}} = \mathbf{E}^H \hat{\boldsymbol{\kappa}}. \quad (4.34)$$

Um den Zusammenhang zu den ursprünglichen Merkmalen zu verdeutlichen, wird in den folgenden beiden Bildern die Notation

$$\tilde{\boldsymbol{\kappa}} = \left[\mathbf{T}\{\hat{\boldsymbol{\kappa}}^{(r_1, s_1)}\}, \mathbf{T}\{\hat{\boldsymbol{\kappa}}^{(r_2, s_2)}\} \right]^T \quad (4.35)$$

verwendet. Die grafische Darstellung des Realteils des Transformationsergebnisses ist in den Abbildungen 4.11 und 4.12 zu sehen. Je näher die Punkte an einer Geraden liegen, desto redundanter ist die Nutzung des zweiten Merkmals. Je mehr die Punkte streuen, desto sinnvoller ist eine Kombination dieser beiden Merkmale. Die Betrachtung dieser Abbildungen bestätigt qualitativ die Ergebnisse von Tabelle 4.3.

Eine weitere interessante Auswertung der Hauptachsentransformation ist die Betrachtung der Eigenwerte der unterschiedlichen Merkmale. Hierzu werden alle Merkmale zu einem Merkmalvektor zusammengefasst und die Eigenwerte der zugehörigen Kovarianzmatrix berechnet. Die prozentuale Auswertung ist in Tabelle 4.4 zu finden. Man kann dies als eine Metrik der Relevanz eines

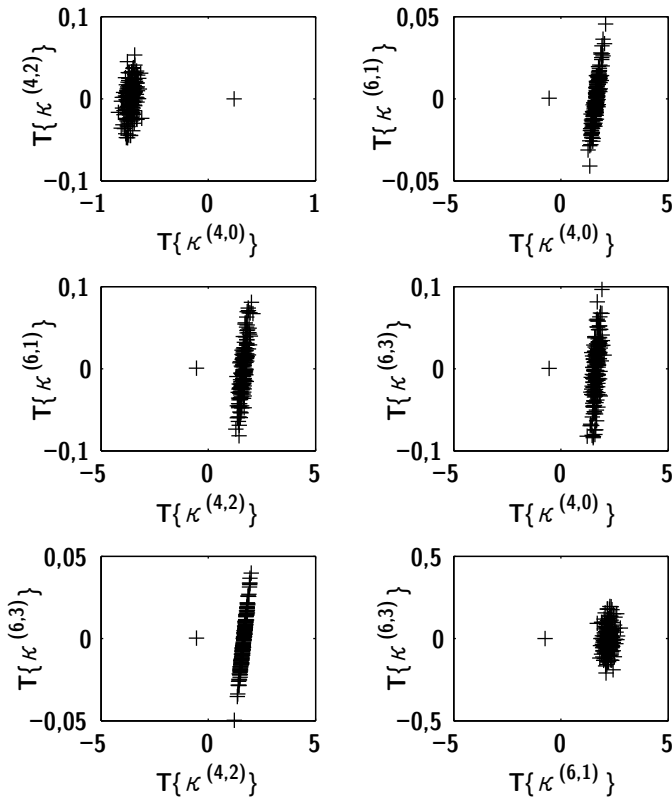


Abbildung 4.11.: Hauptachsentransformation von jeweils zwei unterschiedlichen Merkmalen.

Merkmals interpretieren. Deutlich ist zu erkennen, dass die Merkmale $\kappa^{(4,0)}$ und $\kappa^{(4,2)}$ zusammen nahezu die gesamte Information enthalten. Dies bestätigt ebenfalls das Ergebnis aus Abbildung 4.10.

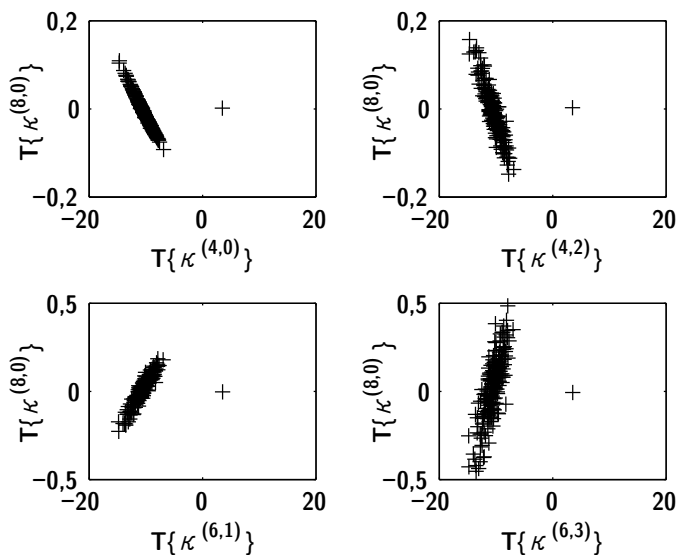


Abbildung 4.12.: Hauptachsentransformation von jeweils zwei unterschiedlichen Merkmalen.

	Prozent
$\kappa^{(4,0)}$	99,925 %
$\kappa^{(4,2)}$	0,078 %
$\kappa^{(6,1)}$	0,0015 %
$\kappa^{(6,3)}$	0,0000 %
$\kappa^{(8,0)}$	0,0000 %

Tabelle 4.4.: Anteile der unterschiedlichen Merkmale an der Gesamtvarianz.



4.4. Theoretische Klassifikationsraten

Durch die Berechnung theoretischer Klassifikationsraten lassen sich die Ergebnisse der Simulationen verifizieren. Die Wahrscheinlichkeit einer korrekten Klassifikation bedingt auf die Modulation M_i beträgt

$$P(\hat{M} = M_i | M_i) = \int_{\mathcal{R}_i} f_{\hat{\mathbf{k}}|M_i}(\hat{\mathbf{k}}|M_i) d\hat{\mathbf{k}}. \quad (4.36)$$

Der Integrationsbereich \mathcal{R}_i umfasst alle $\hat{\mathbf{k}}$, bei denen die Dichte $f_{\hat{\mathbf{k}}|M_i}(\hat{\mathbf{k}}|M_i)$ größer ist als alle anderen bedingten Dichten:

$$\mathcal{R}_i = \{ \hat{\mathbf{k}} : f_{\hat{\mathbf{k}}|M_i}(\hat{\mathbf{k}}|M_i) > f_{\hat{\mathbf{k}}|M_j}(\hat{\mathbf{k}}|M_j) \forall i \neq j \}. \quad (4.37)$$

Die Dichte $f_{\hat{\mathbf{k}}}(\hat{\mathbf{k}})$ des Merkmalvektors $\hat{\mathbf{k}}$ kann durch Mittelung über alle möglichen Modulationsverfahren berechnet werden und lautet

$$f_{\hat{\mathbf{k}}}(\hat{\mathbf{k}}) = \sum_{i=1}^{|\mathcal{M}|} P(M_i) f_{\hat{\mathbf{k}}|M_i}(\hat{\mathbf{k}}|M_i). \quad (4.38)$$

Abbildung 4.13 zeigt beispielhaft für einen festen Kanal die Wahrscheinlichkeitsdichte des Merkmalvektors $\hat{\mathbf{k}}_n = \left[\left(\hat{\mathbf{k}}_n^{(4,0)} \right)^T, \left(\hat{\mathbf{k}}_n^{(4,2)} \right)^T \right]^T$ der geschätzten Merkmale an einer Antenne n . Je intensiver der Farbton, desto größer ist der Wert der Dichte an dieser Stelle. Es wurde, wie immer von gleichverteilten Modulationsarten ausgegangen. Man erkennt die Entscheidungsgebiete \mathcal{R}_i , die eine komplexe Form haben, sodass das Integral in Formel (4.36) nicht geschlossen gelöst werden kann. Allerdings kann es mithilfe einer Monte-Carlo-Integration [BSMM97] numerisch berechnet werden:

Die Wahrscheinlichkeit einer korrekten Klassifikation kann ebenfalls durch Mittelung aus den bedingten Wahrscheinlichkeiten berechnet werden

$$P_{CC} = \mathbb{E} \left\{ \sum_{i=1}^{|\mathcal{M}|} P(M_i) P(\hat{M} = M_i | M_i) \right\}. \quad (4.39)$$

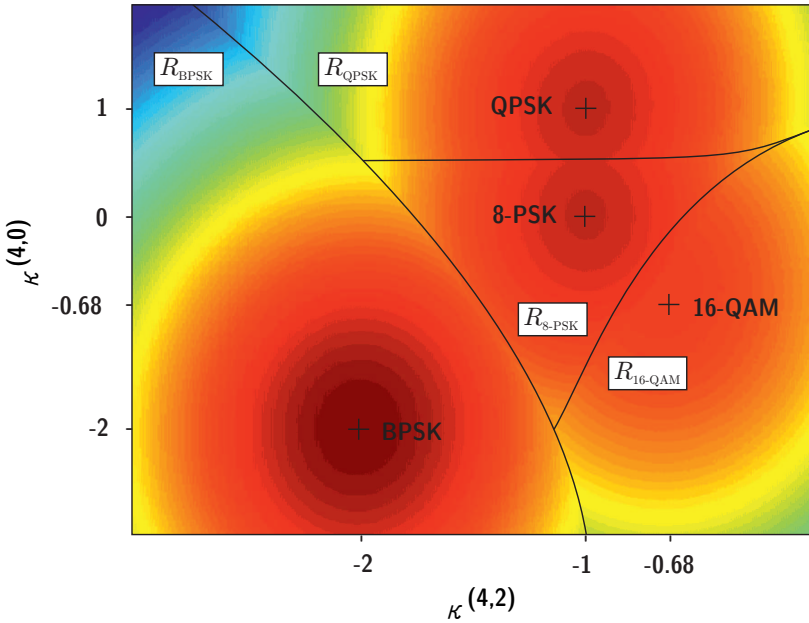


Abbildung 4.13.: Dichte $f_{\hat{\kappa}}(\hat{\kappa})$ der geschätzten Merkmale an einer Antenne mit entsprechenden Entscheidungsgrenzen.

Der Erwartungswert mittelt über Kovarianzmatrizen und damit über Realisierungen des Kanals. In Abbildung 4.14 werden für eine unterschiedliche Anzahl von Empfangsantennen die Klassifikationsraten der Simulation mit den theoretischen Ergebnisse verglichen. Auf diese Weise konnte die Simulation validiert werden. Zusätzlich ist in Abbildung 4.15 derselbe Vergleich für eine unterschiedliche Anzahl von Beobachtungssymbolen und zwei Sende- und vier Empfangsantennen dargestellt. Auch hierdurch werden die Simulationsergebnisse bestätigt.

4.5. Komplexitätsanalyse

Vergleichbar mit Abschnitt 3.1.2, wird im Folgenden die Komplexität des vorgeschlagenen merkmalsbasierten ML-Klassifikators berechnet.

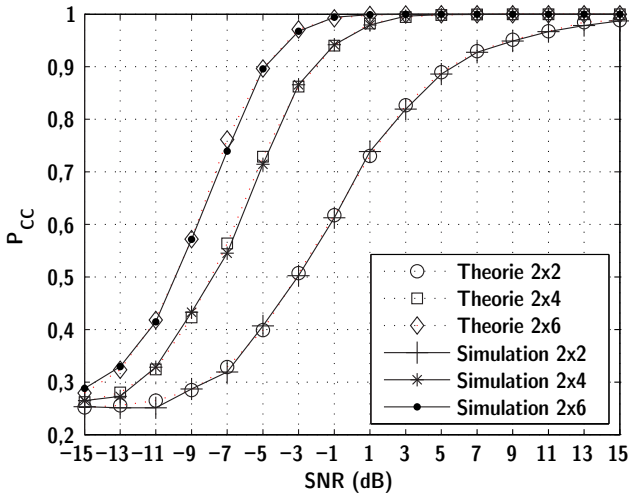


Abbildung 4.14.: Vergleich der Klassifikationsraten von simulierten und theoretischen Ergebnissen für eine unterschiedliche Anzahl von Empfangsantennen.

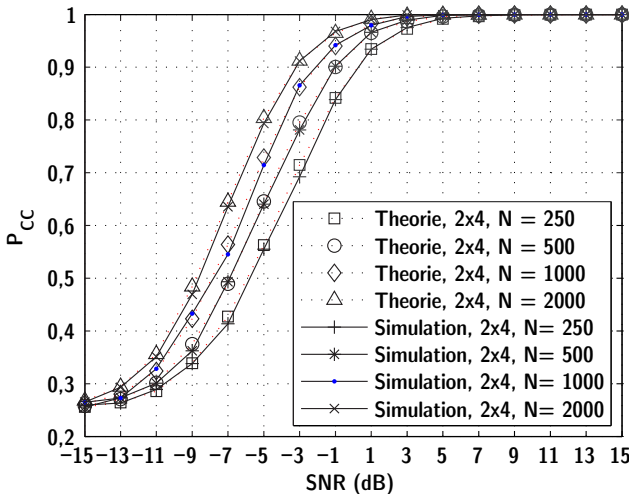


Abbildung 4.15.: Vergleich der Klassifikationsraten von simulierten und theoretischen Ergebnissen für unterschiedliche Beobachtungslängen.

4. Merkmalbasierter Klassifikator

In Tabelle 4.5 ist die Anzahl der benötigten Additionen und Multiplikationen für wichtige Matrixoperationen angegeben.

Addition zweier $Q \times P$ Matrizen	Additionen: QP Multiplikationen: 0
Multiplikation einer $Q \times P$ Matrix mit einer $P \times R$ Matrix	Additionen: $QR(P-1)$ Multiplikationen: QPR
Hadamardprodukt zweier $P \times Q$ Matrizen	Additionen: 0 Multiplikationen: QP
Addition eines Skalars mit einer $Q \times P$ Matrix	Additionen: QP Multiplikation: 0
Multiplikation eines Skalars mit einer $Q \times P$ Matrix	Additionen: 0 Multiplikation: QP
Determinante einer $Q \times Q$ Matrix [Ste74]	Additionen: $\frac{1}{3}Q^3 - \frac{1}{2}Q^2 + \frac{1}{6}Q$ Multiplikationen: $\frac{1}{3}Q^3 + \frac{2}{3}Q - 1$
Inversion einer $Q \times Q$ Matrix [†] [Ste74]	Additionen: $\frac{1}{2}Q^3 - \frac{1}{2}Q$ Multiplikationen: $\frac{1}{2}Q^3 + Q^2 - \frac{1}{2}Q$
Geschätztes, zeilenweises r -tes Moment einer $P \times Q$ Matrix	Additionen: $(Q-1)P$ Multiplikationen: $PQ(r-1) + P$

†: Bei Verwendung des Gauß-Jordan Verfahrens

Tabelle 4.5.: Anzahl benötigter Additionen und Multiplikationen für verschiedene Matrixoperationen.

Mithilfe dieser Tabelle kann die Anzahl der benötigten Operationen zur Berechnung der Wahrscheinlichkeit nach Formel (4.14) für jedes Modulationsverfahren ausgerechnet werden. Tabelle 4.6 gibt für wichtige Zwischenschritte die Anzahl nötiger Operationen an.

Bei einem System mit zwei Sende- und vier Empfangsantennen sowie einer Beobachtungslänge von 1.000 Symbolen werden 28.292 Multiplikationen, 16.164 Additionen, jeweils 4-mal Exponenzieren und eine Maximumssuche über vier Elemente benötigt. Betrachtet man lediglich die gesamte Anzahl an Operationen, so beträgt der Aufwand des vorgeschlagenen Klassifikators nur 0,57% bezogen auf den Aufwand des ALRT. Des Weiteren wächst die Anzahl an Operationen beim ALRT exponentiell mit $m_i^{N_i}$, wohingegen der Aufwand beim



$\mathbf{H}^H \mathbf{H} \dagger_1$	Additionen: $N_t^2(N_r - 1)$ Multiplikationen: $N_t^2 N_r$
$(\mathbf{H}^H \mathbf{H})^{-1}$	Additionen: $\frac{1}{2} N_t^3 + N_t^2(N_r - 1) - \frac{1}{2} N_t$ Multiplikationen: $\frac{1}{2} N_t^3 + N_t^2(N_r + 1) - \frac{1}{2} N_t$
$((\mathbf{H}^H \mathbf{H})^{-1})^{\circ 4} \dagger_2$	Additionen: $\frac{1}{2} N_t^3 + N_t^2(N_r - 1) - \frac{1}{2} N_t$ Multiplikationen: $\frac{1}{2} N_t^3 + N_t^2(N_r + 3) - \frac{1}{2} N_t$
Σ	Additionen: $\frac{1}{2} N_t^3 + N_t^2(N_r + 4) - \frac{1}{2} N_t$ Multiplikationen: $\frac{1}{2} N_t^3 + N_t^2(N_r + 9) - \frac{1}{2} N_t$
$\hat{\kappa}^{(4,0)}$	Additionen: $2N_t(N - 1) + 1$ Multiplikationen: $2N_t N + N + 2$
$\hat{\kappa}^{(4,0)} - \kappa^{(4,0)}$	Additionen: $N_t(2N - 1) + 1$ Multiplikationen: $2N_t N + N + 2$
$f_{\hat{\kappa}^{(4,0)} M_i}(\hat{\kappa}^{(4,0)} M_i)$	Additionen: $\frac{4}{3} N_t^3 + N_t^2(N_r + \frac{11}{2}) + N_t(2N - \frac{23}{6})$ Multiplikationen: $\frac{4}{3} N_t^3 + N_t^2(N_r + 11) + N_t(3N - \frac{1}{3}) + N + 3$ Hinzu kommt einmal Exponenzieren und

\dagger_1 : Es wird davon ausgegangen, dass Transponieren und Konjugieren einer Matrix keine Operation benötigen und lediglich durch korrektes Auslesen des Speichers realisiert wird.

\dagger_2 : Die Werte von $((\mathbf{H}^H \mathbf{H})^{-1})^{\circ \beta}$, $\beta < 4$ werden hierbei bereits mitberechnet.

Tabelle 4.6.: Anzahl der Operationen zur Berechnung von $f_{\hat{\kappa}^{(4,0)}|M_i}(\hat{\kappa}^{(4,0)}|M_i)$.

merkmalbasierten ML-Klassifikator nur mit N_t^3 wächst. Der Klassifikator eignet sich folglich auch für deutlich komplexere Antennenkonfigurationen.

4.6. Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurde ein merkmalbasierter Klassifikator unter idealen Empfangsbedingungen entwickelt, der nach dem Maximum-Likelihood-Kriterium detektiert. Als Merkmale wurden Kumulanten und Vektoren von Kumulanten mit jeweils unterschiedlicher Ordnung verwendet. Hierzu wurden die Kovarianzmatrizen zwischen allen verwendeten Merkmalen analytisch be-

rechnet. Mithilfe von Simulationen wurde die Performance des Klassifikators untersucht, und es wurde der kürzeste Merkmalvektor, der die maximale Klassifikationsrate erreicht, identifiziert. Die Auswahl der Merkmale wurde zusätzlich durch eine Hauptkomponentenanalyse untersucht. Diese stützt die Simulationsergebnisse. Der Klassifikator, der auf einem Minimum-Varianz-Schätzer beruht, stellt eine weitere Vereinfachung des ML-Klassifikators dar, da hierbei mit einer vereinfachten Kovarianzmatrix gerechnet werden kann. Die Klassifikationsrate entspricht derjenigen des ML-Klassifikators. Zusätzlich zu den Simulationen wurde die Klassifikationsrate theoretisch angegeben und mittels numerischer Integration berechnet. Die Simulationsergebnisse decken sich mit den theoretischen Ergebnissen. Des Weiteren wurde die Anzahl an nötigen Rechenoperationen exemplarisch bei Verwendung eines Merkmals angegeben. Die Rechenkomplexität des merkmalbasierten ML-Klassifikators liegt bei einem Bruchteil dessen des ALRT. Hinzu kommt, dass die Komplexität des ALRTs mit $m_i^{N_t}$ wächst, während diese beim merkmalbasierten ML-Klassifikator nur mit N_t^3 wächst und somit von m_i unabhängig ist.

5. Entwurf eines Klassifikationsempfängers

Der im vorherigen Kapitel vorgestellte Klassifikator wurde unter der Annahme eines bekannten Kanals, idealer Abtastung, Matched-Filter-Empfang sowie perfekter Zeit- und Frequenzsynchronisation entwickelt. In diesem Kapitel werden die Annahmen nach und nach gelockert, sodass am Ende ein Klassifikator steht, der unter realen Bedingungen funktioniert. Teile der hier vorgestellten Ergebnisse wurden bereits in [MODJ13] veröffentlicht.

5.1. Unbekannte Trägerphase

Ist die Kanalmatrix bekannt, haben jedoch die geschätzten Sendesignale einen Phasenoffset, so muss dieser geschätzt und korrigiert werden. Für die Kumulante $\kappa^{(r,s)}\{e^{j\varphi}X\}$ eines Prozesses $e^{j\varphi}X$ mit unbekannter Phase φ gilt mit Formel (2.8)

$$\kappa^{(r,s)}\{e^{j\varphi}X\} = e^{j(r-s)\varphi} e^{-js\varphi} \kappa^{(r,s)}\{X\} = e^{j(r-2s)\varphi} \kappa^{(r,s)}\{X\}. \quad (5.1)$$

Wird die Phase nicht berücksichtigt und kompensiert, ist die Kumulante komplexwertig. Eine Lösung, die in [MOD⁺12] und [MOD⁺13] zur Klassifikation genutzt wird, ist die Verwendung des Betrages der Kumulante. Dies reduziert jedoch den Abstand der Werte der Kumulanten der unterschiedlichen Modulationsarten (siehe Tabelle 3.1), was zu einer Verschlechterung der Klassifikationsrate führt.

Eine andere Methode ist die Schätzung und Kompensation der Phase. Hierzu wird der Schätzer

$$\hat{\varphi}_n = \frac{1}{r} \arg \left(\mu_i^{(r,0)} \sum_{k=1}^N \hat{s}_n[k]^r \right) \quad (5.2)$$

5. Entwurf eines Klassifikationsempfängers

verwendet [Md94, CMC⁺10], wobei die Werte für r und damit die Werte von $\mu_i^{(r,0)}$ von der verwendeten Modulationsart i abhängen¹. Die entsprechenden Parameter können Tabelle 5.1 entnommen werden.

Modulationsart	r	$\mu_i^{(r,0)}$
BPSK	2	1
QPSK	4	1
8-PSK	8	1
m -PSK	m	1
16-QAM	4	-0,68
m -QAM	4	$\mu_i^{(4,0)}$

Tabelle 5.1.: Parametrisierung des Phasenschätzers für unterschiedliche Modulationsarten.

Die Phasen werden für alle geschätzten Sendesignale berechnet und können nun leicht vor der Merkmalsberechnung berücksichtigt werden:

$$\bar{s}_n[k] = e^{-j\hat{\varphi}_n} \hat{s}_n[k]. \quad (5.3)$$

Es ist wichtig zu betonen, dass die Parametrisierung der Phasenschätzung von der Modulationsart i abhängt. Da diese allerdings unbekannt ist, muss die Phasenschätzung für jede Hypothese H_i gesondert berechnet werden.

5.2. Unbekannter Funkkanal

5.2.1. Spatial-Multiplexing

Üblicherweise ist der Funkkanal bei Szenarien, in denen automatische Modulationsartenerkennung zum Einsatz kommt, nicht bekannt. In diesem Fall muss der Kanal geschätzt werden. Unter der Annahme von Block-Fading können die Empfangssymbole als lineare Abbildung der Sendesymbole betrachtet

¹In den genannten Veröffentlichungen wird die Verwendung des Momentes $\mu_i^{(r,r)}$ vorgeschlagen. Dies ist bei den hier verwendeten Modulationsarten identisch zu $\mu_i^{(r,0)}$.



werden (siehe Formel (2.34)). Das Ziel ist es, empfängerseitig ebenfalls eine lineare Abbildung zu finden, die die einzelnen Signale wieder trennt. Für den Fall perfekter Kanalkenntnis ist dies die Inverse bzw. Pseudoinverse der Kanalmatrix.

Diese Aufgabe kann mithilfe der Independent Component Analysis (ICA), wie sie in Abschnitt 2.5 beschrieben wurde, gelöst werden. Hierzu wird zunächst von einem Spatial-Multiplexing-System ausgegangen, in dem die Sendesymbole der einzelnen Sendeantennen unabhängig sind. Da der in dieser Arbeit verwendete ICA-Algorithmus die Kumulante $\kappa^{(4,2)}$ maximiert, ist es wichtig, dass diese für die zu trennenden Signal nicht null ist. Aus diesem Grunde können unabhängige, aber gaußverteilte Signale beispielsweise nicht getrennt werden. Im Folgenden aber werden modulierte Signale verwendet bei denen $\kappa^{(4,2)} \neq 0$ ist. Des Weiteren wird die Annahme getroffen, dass die Anzahl an Empfangsantennen größer oder gleich der Anzahl an Sendeantennen ist. Unter diesen Annahmen kann ICA zur Trennung der Signale genutzt werden.

Im Folgenden wird der JADE-Algorithmus für die Schätzung des Kanals $\tilde{\mathbf{H}}$ verwendet (vergleiche Abschnitt 2.5 und die dort angegebenen Literaturstellen). Da die absoluten Phasen vom JADE-Algorithmus nicht bestimmt werden können, muss zwingend eine Phasenschätzung mit dem in Abschnitt 5.1 erläuterten Verfahren für alle Sendezweige erfolgen. Damit erhält man

$$\hat{\Phi} = \begin{bmatrix} \exp\{-j\hat{\varphi}_1\} & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \exp\{-j\hat{\varphi}_{N_t}\} \end{bmatrix}. \quad (5.4)$$

Die gesamte Schätzung des Kanals ergibt sich so zu

$$\hat{\mathbf{H}} = \hat{\Phi} \tilde{\mathbf{H}}. \quad (5.5)$$

Die geschätzten Sendesymbole werden sodann über die Pseudoinverse der Kanalschätzung berechnet:

$$\hat{\mathbf{H}}^+ = \left(\hat{\mathbf{H}}^H \hat{\mathbf{H}} \right)^{-1} \hat{\mathbf{H}}^H \quad (5.6)$$

$$\hat{\mathbf{s}}[k] = \hat{\mathbf{H}}^+ \mathbf{r}[k] \quad (5.7)$$

In Anlehnung an den HLRT wird der ML-Klassifikator mit blinder Kanal- und Phasenschätzung als Hybrid-ML (HML) bezeichnet.

Simulationsergebnisse

In Abbildung 5.1 wird der Einfluss der blinden Kanalschätzung deutlich. Dargestellt sind die Klassifikationsraten für ein System mit zwei Sende- und vier Empfangsantennen. Die Leistungsfähigkeit des HLRT verschlechtert sich im Vergleich zum ALRT um ca. 3 dB bei einer Klassifikationsrate von 0,9 und ist damit nur noch 1 dB besser als der hier vorgeschlagene Klassifikator mit blinder Kanal- und Phasenschätzung. Im Vergleich zu idealer Kanalkennntnis (ML) ist die Leistungsfähigkeit des HML ca. 2 dB schlechter.

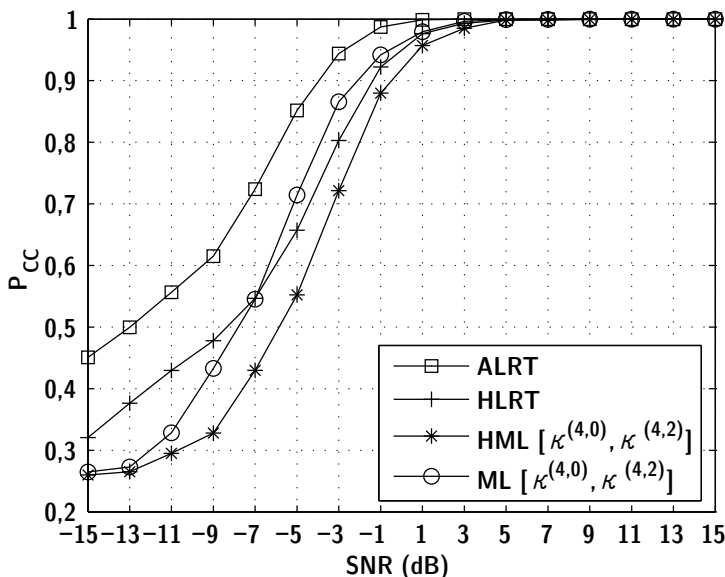


Abbildung 5.1.: Klassifikationsraten von ALRT, HLRT und ML-Klassifikator mit und ohne Kanalkennntnis unter Verwendung von zwei Sende- und vier Empfangsantennen.

Da neben der Anzahl der Empfangsantennen die Beobachtungslänge einer der entscheidenden Faktoren in Bezug auf die Klassifikationsrate ist, sind in Abbildung 5.2 verschiedene Beobachtungslängen bei einem System mit zwei Sende-



und vier Empfangsantennen zu sehen. Hierbei ist ein ähnlicher Effekt wie im Fall idealer Kanalkennntnis festzustellen: Eine Verdopplung der Beobachtungslänge führt zu einem Gewinn von ca. 1 dB.

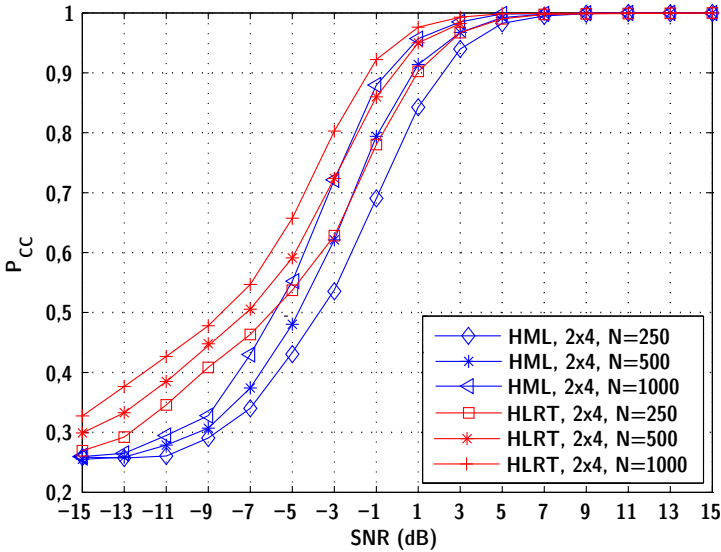


Abbildung 5.2.: Klassifikationsraten des HML-Klassifikators ohne Kanalkennntnis bei unterschiedlicher Beobachtungslänge im Vergleich zu HLRT.

5.2.2. Space-Time-Codes

Häufig werden zur Übertragung Space-Time-Codes verwendet (siehe Abschnitt 2.3.1). Hierbei werden die Sendesymbole zu unterschiedlichen Zeitpunkten auf die Sendeantennen verteilt, wodurch die Sendesignale der einzelnen Antennen nicht mehr unabhängig sind. Streng genommen sind daher die Voraussetzungen für ICA nicht mehr gegeben. Es zeigt sich aber, dass auch in diesem Fall die Kanalschätzung gleich gut funktioniert.

Simulationsergebnisse

In Abbildung 5.3 sind die Klassifikationsraten für unterschiedliche Space-Time-Codes für ein System mit zwei Sende- und vier Empfangsantennen dargestellt. Hierbei ist die Verwendung von Spatial Multiplexing mit SM bezeichnet. Man erkennt deutlich, dass alle Kurven übereinander liegen und somit die Wahl des Space-Time-Code keinen Einfluss auf die Leistungsfähigkeit des Klassifikators hat.

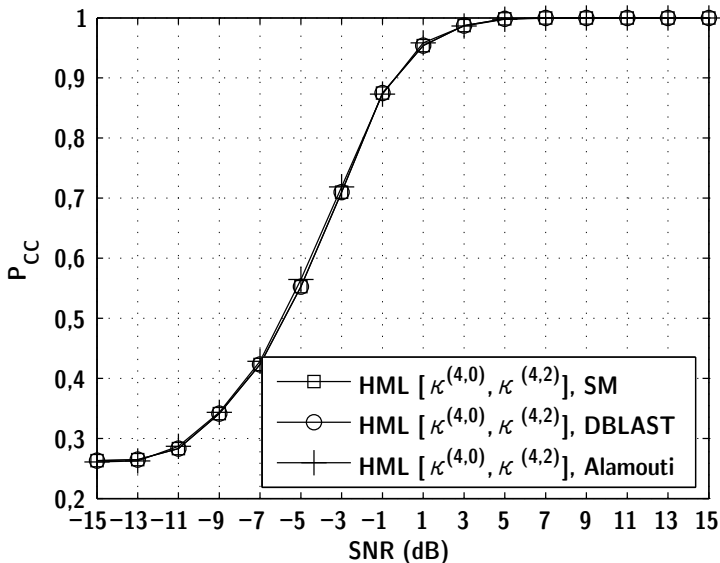


Abbildung 5.3.: Einfluss unterschiedlicher Space-Time-Codes auf die Leistungsfähigkeit des Klassifikators.

5.3. Unbekannte Rauschvarianz

Um den merkmalsbasierten Klassifikator aus Kapitel 4 in realistischen Szenarien einsetzen zu können, ist die Rauschvarianz σ_w^2 zu schätzen. Da die einzelnen Empfangszweige innerhalb der Empfänger identisch aufgebaut sind, in demselben Frequenzbereichen arbeiten und den gleichen physikalischen Bedingungen ausgesetzt sind, kann zumindest näherungsweise davon ausgegangen werden,



dass die Rauschleistung an allen Empfangsantennen identisch ist. Des Weiteren kann das Rauschen $\mathbf{w}[k]$ der einzelnen Antennen als gaußverteilt und unkorreliert angenommen werden, sodass die Kovarianzmatrix von $\mathbf{w}[k]$

$$C\{\mathbf{w}[k]\} = \sigma_w^2 \mathbf{I}_{N_r} \quad (5.8)$$

ist. Die Kovarianzmatrix der geschätzten Sendefolge $\hat{\mathbf{s}}[k]$ ist aufgrund der Unabhängigkeit von Rauschen und Sendesignal

$$C\{\hat{\mathbf{s}}[k]\} = C\{\mathbf{s}[k]\} + C\{\mathbf{H}^+ \mathbf{w}[k]\}. \quad (5.9)$$

Die auf die Varianz eins normierten Sendesymbole sind bei einem Spatial-Multiplexing-Verfahren in Antennenrichtung unkorreliert, d. h., die Kovarianzmatrix ist eine Einheitsmatrix. Die Kovarianzmatrix von $\mathbf{H}^+ \mathbf{w}[k]$ wurde in (4.3) bereits berechnet, sodass sich die Kovarianzmatrix von $\hat{\mathbf{s}}[k]$ zu

$$C\{\hat{\mathbf{s}}[k]\} = \mathbf{I}_{N_t} + \sigma_w^2 (\mathbf{H}^H \mathbf{H})^{-1} \quad (5.10)$$

ergibt. Sie kann aus den geschätzten Sendesymbolen geschätzt werden

$$\hat{C}\{\hat{\mathbf{s}}[k]\} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \hat{\mathbf{s}}[k] \hat{\mathbf{s}}[k]^H. \quad (5.11)$$

Hiermit kann, nach Umformung von (5.10) für einen bekannten Kanal, die Varianz des Rauschens geschätzt werden. Sie ergibt sich durch Mittelung über die Diagonalelemente der Kovarianzmatrix

$$\hat{\sigma}_w^2 = \frac{1}{N_t} \text{Tr} \left\{ (\mathbf{H}^H \mathbf{H}) \left(\hat{C}\{\hat{\mathbf{s}}[k]\} - \mathbf{I}_{N_t} \right) \right\}. \quad (5.12)$$

Hierbei ist $\text{Tr}\{\cdot\}$ die Spur der Matrix. Ist die Kanalmatrix \mathbf{H} nicht bekannt, wird sie in Formel (5.12) durch ihre Schätzung $\hat{\mathbf{H}}$ ersetzt.

Simulationsergebnisse

Zur Bewertung der Güte der vorgeschlagenen Methode zur Schätzung der Rauschvarianz wird der mittlere quadratische Fehler (engl. *Mean Square Error*

(MSE)) betrachtet

$$\Delta\sigma_{MSE}^2 := E \left\{ (\hat{\sigma}_w - \sigma_w)^2 \right\}, \quad (5.13)$$

wobei der Erwartungswert über alle möglichen Realisierungen des Kanals \mathbf{H} gebildet wird. In der Simulation wurde über 1000 Realisierungen gemittelt. Es wurde ein System mit zwei Sende- und vier Empfangsantennen, einer Beobachtungslänge von 1000 Symbolen und blinder Kanalschätzung angenommen. Als Modulationsverfahren wurde hier exemplarisch 16-QAM gewählt, die Kur-

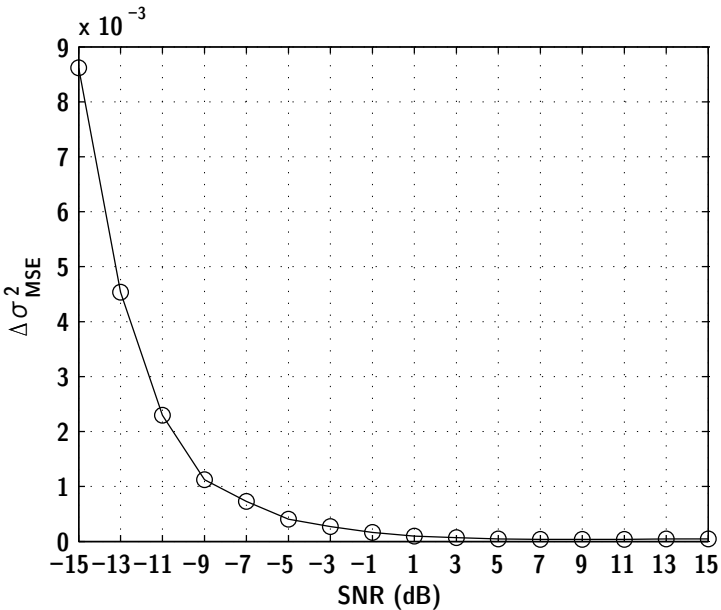


Abbildung 5.4.: Mittlerer quadratischer Fehler der Schätzung der Rauschvarianz bei 16-QAM.

ven sind jedoch für andere Modulationsarten nahezu identisch. Man erkennt in Abbildung 5.4, dass spätestens ab einem SNR von 0 dB die Rauschvarianz sehr gut geschätzt wird.



5.4. Synchronisation

In den vorherigen Abschnitten wurde immer von einer idealen Synchronisation mit anschließendem Matched-Filter-Empfang ausgegangen. Diese Annahme gilt jedoch nur in sehr speziellen Situationen, wenn in einem synchronisierten System lediglich die Modulationsart geschätzt werden soll. Eine Änderung der Modulationsart kann dort z. B. eine Reaktion auf einen zeitvarianten Funkkanal sein.

Üblicherweise sind zu Anfang einer Übertragung Sender und Empfänger jedoch nicht synchronisiert. Es wird hier davon ausgegangen, dass ein Signal innerhalb der Empfangsbandbreite vorhanden ist, dessen genaue Frequenz jedoch unbekannt ist. Dies könnte z. B. durch einfache Energiedetektion geprüft werden. Des Weiteren ist auch die Symbolrate unbekannt und muss geschätzt werden, sodass hierauf folgend eine Synchronisation durchgeführt werden kann.

5.4.1. Erweitertes Systemmodell

Zur Übertragung diskreter Symbole $s[k]$ über einen physikalischen Kanal muss eine Pulsformung durchgeführt werden, um so ein zeitkontinuierliches Signal $s(t)$ zu erhalten

$$s(t) = \sum_{k=1}^N s[kT]g(t - kT), \quad (5.14)$$

wobei t die Zeit, T die Symboldauer und $g(t)$ die Impulsantwort des Pulsformfilters ist. Bei Verwendung linearer Modulationsarten, wie sie hier betrachtet werden, kommen nahezu ausschließlich Root-Raised-Cosine-Filter mit folgender Impulsantwort zur Anwendung [And06]:

$$g(t) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{T}} \left(1 - \rho + \frac{4\rho}{\pi}\right), & t = 0 \\ \frac{\rho}{\sqrt{2T}} \left(\left(1 + \frac{2}{\pi}\right) \sin\left(\frac{\pi}{4\rho}\right) + \left(1 - \frac{2}{\pi}\right) \cos\left(\frac{\pi}{4\rho}\right) \right), & t = \pm \frac{T}{4\rho} \\ \frac{1}{\sqrt{T}} \frac{\sin\left(\frac{\pi t}{T}(1-\rho)\right) + \frac{4\rho t}{T} \cos\left(\frac{\pi t}{T}(1+\rho)\right)}{\frac{\pi t}{T} \left(1 - \left(\frac{4\rho t}{T}\right)^2\right)}, & t \neq 0, t \neq \pm \frac{T}{4\rho} \end{cases}$$

Der Roll-off-Faktor ρ bestimmt die Flankensteilheit im Frequenzbereich.

Für das Bandpasssignal eines MIMO-Senders mit N_t Sendeantennen wird folgende Schreibweise verwendet

$$\mathbf{s}_{BP}(t) = \text{Re} \left\{ \mathbf{s}(t) e^{j2\pi f_T t} \right\} = \text{Re} \left\{ \begin{bmatrix} s_1(t) \\ \vdots \\ s_{N_t}(t) \end{bmatrix} e^{j2\pi f_T t} \right\}, \quad (5.15)$$

wobei davon ausgegangen wird, dass alle Sendeweige dieselbe Trägerfrequenz f_T nutzen. Das Bandpassempfangssignal wird mit der Frequenz $f_T + \Delta f$ heruntergemischt, sodass das Basisbandsignal mit unbekanntem Frequenzoffset Δf und nach Tiefpassfilterung durch

$$\mathbf{r}(t) = \mathbf{H}\mathbf{s}(t) e^{j2\pi \Delta f t} + \mathbf{w}(t) \quad (5.16)$$

beschrieben ist.

5.4.2. Frequenzschätzung

Bei SISO-Systemen kann zur blinden Frequenzschätzung das r -te Moment des Empfangssignals verwendet werden. Da die Frequenzschätzung vor der Matched-Filterung und Abtastung geschieht, sind die Signale zyklstationär und die zugehörigen Momente zeitabhängig. Die Fouriertransformierten dieser Momente haben Spektrallinien bei $\frac{m}{T} + f_T$, $m \in \mathbb{Z}$ (siehe Abschnitt 2.1.4). Durch eine Maximumsuche lässt sich so die Trägerfrequenz f_T bestimmen. Die Symbolrate $\frac{1}{T}$ kann aus dem Abstand zweier benachbarter Spektrallinien abgelesen werden.

Dieser Ansatz kann für MIMO-Systeme erweitert werden, indem eine Frequenzschätzung bei allen Empfangsantennen durchgeführt und nur die plausibelste Schätzung zur Weiterverarbeitung verwendet wird. Die Auswahl einer Schätzung ist ausreichend, da alle Empfangsantennen dieselbe Frequenzreferenz und somit dieselbe Trägerfrequenz haben.



Frequenzschätzung durch zyklische Momente

Zunächst wird von einem SISO-System ausgegangen. Das Empfangssignal kann als

$$r(t) = e^{j\varphi} e^{j2\pi\Delta f t} \sum_{k=1}^N s[k]g(t - kT) + w(t) \quad (5.17)$$

dargestellt werden, wobei φ eine unbekannte Phase ist. Das Moment der Ordnung r , s -mal konjugiert, ergibt

$$\begin{aligned} \mu^{(r,s)}(t) = & e^{j(r-s)\varphi} e^{j2\pi(r-s)\Delta f t} \mathbf{E} \left\{ \left(\sum_{k=1}^N s[k]g(t - kT) + w(t) \right)^r \right\} \\ & e^{-js\varphi} e^{-j2\pi s\Delta f t} \mathbf{E} \left\{ \left(\sum_{k=1}^N s[k]g(t - kT) + w(t) \right)^{*s} \right\}. \end{aligned} \quad (5.18)$$

Unter der Annahme, dass die Sendesymbole unabhängig sind, und mit Anwendung des Multinomialgesetzes resultiert

$$\begin{aligned} \mu^{(r,s)}(t) = & e^{j(r-2s)\varphi} e^{j2\pi(r-2s)\Delta f t} \\ & \sum_{r_1 + \dots + r_N = r} \frac{r!}{r_1! \dots r_N!} \mathbf{E} \{ (s[1]g(t - T) + w(t))^{r_1} \} \\ & \dots \mathbf{E} \{ (s[N]g(t - NT) + w(t))^{r_N} \} \\ & \sum_{s_1 + \dots + s_N = s} \frac{s!}{s_1! \dots s_N!} \mathbf{E} \{ (s[1]g(t - T) + w(t))^{s_1} \} \\ & \dots \mathbf{E} \{ (s[N]g(t - NT) + w(t))^{s_N} \}. \end{aligned} \quad (5.19)$$

Wird der Rauschterm $w(t)$ vorerst vernachlässigt und r und s so gewählt, dass $\mu^{(r,s)} \{s[n]\}$ ungleich null ist, so ist (5.19) eine T -periodische Funktion, die mit einem Linienspektrum korrespondiert. Die einfachste Möglichkeit bildet die (zyklische) Autokorrelation mit $r = 2$ und $s = 1$. Hierbei ergibt sich jedoch das Problem, dass der Term $\exp\{j2\pi(r - 2s)\Delta f t\}$, der die Verschiebung des Linienspektrums um $(r - 2s)\Delta f$ bewirkt für $r = 2s$, eins ist und der Frequenzoffset daher nicht erkennbar ist. Zur Frequenzschätzung muss daher $r \neq 2s$ gelten. In Tabelle 4.1 sind Momente verschiedener Ordnung für unterschiedliche Modulationsarten aufgeführt. Alle Momente, die nicht null sind,

können zur oben beschriebenen Frequenzschätzung genutzt werden. Gut geeignet sind in der Regel höhere Momente mit $r = 2, 4, 8$ und $s = 0$, die im Folgenden genutzt werden.

Da Kumulanten mithilfe von Gleichung (2.14) durch Momente beschrieben werden können, lassen sich grundsätzlich auch zyklische Kumulanten zur Frequenzschätzung heranziehen. Hierbei ist indes zu beachten, dass sich das Linienspektrum der Kumulanten aus Überlagerungen verschiedener Mischterme ergibt. Eine Berechnung der zyklischen Kumulante, besonders wenn die Symboldauer T nicht bekannt ist, ist mit einem größerem numerischen Aufwand verbunden und bietet keinen erkennbaren Vorteil.

Wie anfangs bereits erwähnt, kann die Schätzung der Trägerfrequenz durch Fouriertransformation von $\mu^{(r,s)}(t)$ mit anschließender Maximumsuche geschehen. Die Symbolrate kann aus dem Abstand zweier benachbarter Spektrallinien abgelesen werden.

Dieser Ansatz kann auf ein MIMO-System, wie es in Formel (5.16) beschrieben ist, erweitert werden, da davon ausgegangen werden kann, dass von allen Sendeantennen mit gleicher Frequenz und Symbolrate gesendet wurde. Aus der Linearität des Erwartungswertes folgt, dass der Funkkanal nur einen skalierenden Einfluss auf das Moment hat. Die Momente der einzelnen Antennen überlagern sich additiv, und folglich bilden sich an denselben Stellen Peaks aus. Bei einer praktischen Implementierung ist es wichtig, dass die bei der Abtastung des Signals gewählte Abtastfrequenz groß genug ist, da eine Frequenzverschiebung Δf zu einer Verschiebung der zyklischen Momente $(r - 2s)\Delta f$ führt.

Die Frequenzsynchronisation wird separat für alle N_r Empfangsantennen durchgeführt. An jeder Antenne liegt eine Überlagerung der einzelnen Sendesignale an:

$$\begin{aligned} r_{n_r}(t) &= \sum_{n_t=1}^{N_t} h_{n_r, n_t} s_{n_t}(t) e^{j2\pi\Delta f t} \\ &= \sum_{n_t=1}^{N_t} h_{n_r, n_t} \sum_{n=1}^N s_{n_t}[nT] g(t - nT) e^{j2\pi\Delta f t}. \end{aligned} \quad (5.20)$$



Das r -te Moment nicht konjugiert von $r_{n_t}(t)$ ist, ebenfalls für den rauschfreien Fall,

$$\mu^{(r,0)} = \mathbb{E} \left\{ \left(\sum_{n_t=1}^{N_t} h_{n_r, n_t} \sum_{n=1}^N s_{n_t}[nT] g(t - nT) e^{j2\pi \Delta f t} \right)^r \right\}. \quad (5.21)$$

Die beiden Summen können in einer Summe zusammengefasst werden, indem die folgenden Vektoren eingeführt werden

$$\mathcal{S} = [s_1[1], \dots, s_1[N], \dots, s_{N_t}[1], \dots, s_{N_t}[N]]^T \quad (5.22)$$

$$\mathcal{H} = \underbrace{[h_{n_r,1}, \dots, h_{n_r,1}]_{N\text{-mal}}}_{N\text{-mal}}, \dots, \underbrace{[h_{n_r, N_t}, \dots, h_{n_r, N_t}]_{N\text{-mal}}}_{N\text{-mal}}]^T \quad (5.23)$$

$$\mathcal{G}(t) = \underbrace{(g(t-T), \dots, g(t-NT), \dots, g(t-T), \dots, g(t-NT))^T}_{N_t\text{-Mal}}, \quad (5.24)$$

sodass

$$\mu^{(r,0)} = \mathbb{E} \left\{ \left(\sum_{k=1}^{K=NN_t} (\mathcal{H})_k (\mathcal{S})_k (\mathcal{G}(t))_k \right)^r \right\} \quad (5.25)$$

folgt. Erneut unter Anwendung des Multinomialtheorems und aufgrund der Unabhängigkeit der Sendesymbole in Zeit- und Antennenrichtung resultiert

$$\mu^{(r,0)} = \sum_{l_1 + \dots + l_K = r} \frac{r!}{l_1! \dots l_K!} \mathbb{E} \left\{ ((\mathcal{H})_1 (\mathcal{S})_1 (\mathcal{G}(t))_1)^{l_1} \right\} \dots \mathbb{E} \left\{ ((\mathcal{H})_K (\mathcal{S})_K (\mathcal{G}(t))_K)^{l_K} \right\} \quad (5.26)$$

Die Ordnung des Moments sollte nun so gewählt werden, dass $\mu^{(r,0)} \neq 0$ und $\mu^{\tilde{r},0} = 0$ für $\tilde{r} < r$ gilt. Die zugehörigen Werte können aus Tabelle 4.1 entnommen werden. Wird r entsprechend gewählt, hängt das r -te Moment des Empfangssignals nur von der r -ten Potenz des Sendefilters ab, welches mit dem r -ten Moment der Sendesymbole und der r -ten Potenz der Kanalkoeffizienten skaliert.

Abbildung 5.5 zeigt das vierte zyklische Moment des Pulsformfilters normiert auf den Maximalwert für unterschiedliche zyklische Frequenzen und einen Roll-

off-Faktor von eins

$$\mu_{\alpha}^{(4,0)} \left\{ \sum_{k=1}^K (\mathcal{G}(t))_k \right\} = \mathcal{F} \left\{ \sum_{k=1}^K ((\mathcal{G}(t))_k)^4 \right\}, \quad (5.27)$$

wobei $\mathcal{F}\{\cdot\}$ die Fourier-Transformation beschreibt. Bei modulierten Signalen wird (5.27) noch mit den Momenten der entsprechenden Modulationsart gewichtet. Man erkennt das Maximum bei $\alpha = 0$ sowie weitere Peaks bei Vielfachen der Symbolrate $\frac{1}{T}$.

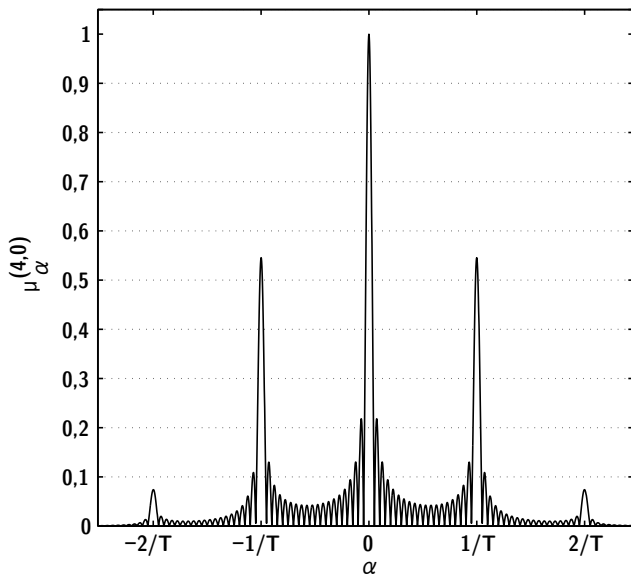


Abbildung 5.5.: Einfluss des Pulsformfilters auf das zyklische Moment vierter Ordnung.

In Abbildung 5.6 sind die Werte des Hauptpeaks und der Nebenpeaks für unterschiedliche Roll-off-Faktoren dargestellt. Die absoluten Werte der Peaks werden mit sinkendem Roll-off-Faktor kleiner, was bei zusätzlichem Rauschen dazu führt, dass bei kleinerem Roll-Off-Faktor die Detektion der Peaks schwieriger wird.

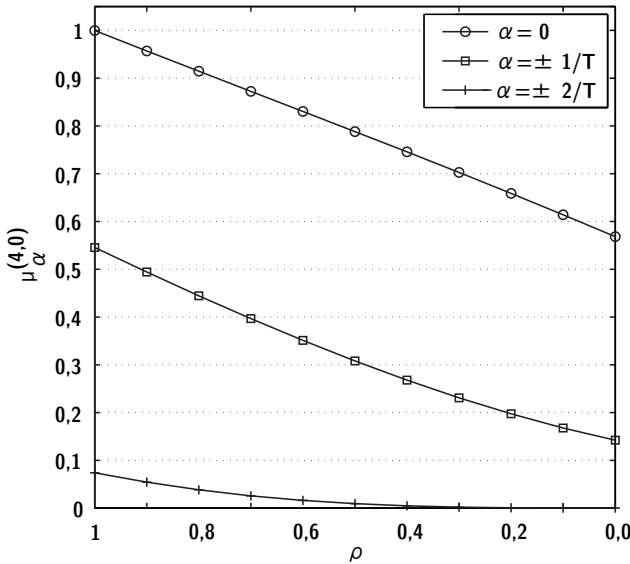


Abbildung 5.6.: Einfluss des Pulsformfilters mit unterschiedlichen Roll-Off-Faktoren auf das zyklische Moment vierter Ordnung bei unterschiedlichen zyklischen Frequenzen.

Wie oben bereits erwähnt, ist die Auswahl des zyklischen Moments nicht für jedes Modulationsverfahren identisch. Abbildung 5.7 zeigt die zyklischen Momente der Ordnung $(2,0)$, $(4,0)$ und $(8,0)$ für unterschiedliche Modulationsarten an einer Empfangsantenne bei AWGN.

Betrachtet man zunächst die obere Zeile, in der die Momente für eine BPSK-Modulation gezeigt sind, so erkennt man, dass sich alle Momente zur Bestimmung der Trägerfrequenz und der Symbolrate eignen, wobei zu beachten ist, dass mit größer werdender Ordnung das Rauschlevel zunimmt und die eindeutige Identifikation folglich schlechter wird. Betrachtet man nun zusätzlich die Zeilen für QPSK- und 8-PSK-Modulation, so stellt man fest, dass sich die Momente mit einer Ordnung $r \geq M$ zur Bestimmung eignen, wobei idealerweise $r = M$ ist. Dies gilt nicht oder nur bedingt für 16-QAM. Bei dem zyklischen Moment 8-ter Ordnung ist das Rauschen so stark, dass eine Detektion der Trägerfrequenz deutlich erschwert ist, wohingegen es bei einem Moment vierter Ordnung problemlos möglich ist. Allgemein gilt bei M -QAM, dass $r = 4$ sein sollte.

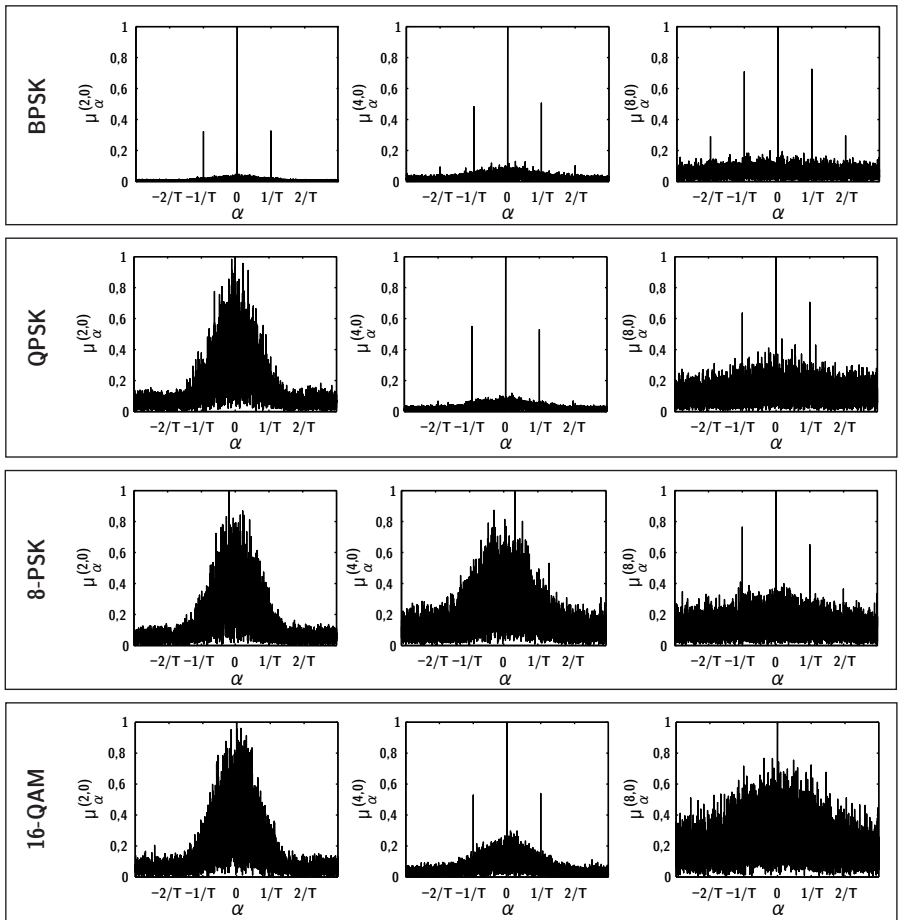


Abbildung 5.7.: Zyklische Momente verschiedener Ordnung bei unterschiedlichen Modulationsarten.

Für die Anwendung im Bereich der automatischen Modulationsartenerkennung ergibt sich nun das Problem, dass die Modulationsart, die das zu verwendende r bestimmt, gesucht und damit unbekannt ist. Eine mögliche Methode besteht darin, alle drei zyklischen Momente zu schätzen und jeweils das Verhältnis von Maximalamplitude zum Mittelwert, zukünftig PAR (engl. *Peak to Average Ratio*) genannt, zu bestimmen. Bei der weiteren Verarbeitung wird dann die Frequenzschätzung verwendet, die das höchste PAR besitzt. Da in



einem MIMO-Systeme mehrere Empfangssignale vorliegen, kann auch hierbei mithilfe der PARs aller Empfangssignale der N_r Antennen die beste Frequenzschätzung ausgewählt werden.

Implementierungsaspekte

Die Genauigkeit der Frequenzschätzung hängt vor allem von der Länge der diskreten Fourier-Transformation (DFT) bei der Berechnung der zyklischen Momente ab. Im Folgenden werden kurz die Zusammenhänge zwischen Beobachtungsdauer, maximalem Schätzfehler des Frequenzoffsets und der DFT-Länge erläutert.

Bei einer M -PSK-Modulation führt ein maximaler Phasenfehler von $\varphi_{max} = \pm \frac{\pi}{M}$ im rauschfreien Fall gerade noch zu keiner Fehlentscheidung. Um eine gewisse Toleranz gegen Rauschen und andere Störeinflüsse zu haben, wird als tolerierbarer Phasenfehler $\varphi_{tol} = \pm \frac{\pi}{2M}$ angenommen. Der Frequenzoffset Δf wird auf Basis von N Symbolen geschätzt, der nach der Frequenzkorrektur noch vorhandene Fehler $\Delta \tilde{f}$ darf somit in einem Zeitraum von NT nicht zu einer größeren Phasenänderung als φ_{tol} führen. Hieraus berechnet sich der maximal tolerierbare Frequenzschätzfehler zu

$$2\pi\Delta\tilde{f}TN \leq \frac{\pi}{2M} \quad (5.28)$$

$$\Delta\tilde{f} \leq \frac{1}{4MTN}. \quad (5.29)$$

Nimmt man eine Beobachtungslänge von $N = 1000$ Symbolen und eine Symbolrate von 50 kBaud (entspricht $T = 20 \mu s$) an, wie dies auch in den Messungen in Kapitel 6 erfolgt, so ergibt sich bei einer QPSK-Modulation ($M = 4$) ein maximal zulässiger Frequenzschätzfehler von 12,5 Hz.

Die zyklischen Momente werden auf Basis einer mit der Frequenz f_A abgetasteten Folge mithilfe der DFT berechnet. Die Frequenzauflösung lautet

$$\Delta f_{DFT} = \frac{f_A}{N_{DFT}}, \quad (5.30)$$

wobei N_{DFT} die Anzahl an Abtastwerten ist. Geht man von obigem Beispiel aus und einer Abtastfrequenz, die 10-mal höher ist als die Symbolrate, so

ergibt sich eine Frequenzauflösung von nur 100 Hz. Um die geforderte Frequenzgenauigkeit zu erhalten, muss die abgetastete Folge durch Anfügen von Nullen verlängert werden (Zero-Padding). Wird auf diese Weise die Gesamtlänge der Abtastwerte auf $N_{DFT} = 10^6$ Samples verlängert, so ergibt sich eine Frequenzauflösung von einem Hertz bei noch akzeptablem Rechenaufwand.

Die Schätzung der Trägerfrequenz hängt wesentlich vom SNR ab. Im Folgenden soll der Einfluss dieser beiden Parameter genauer untersucht werden. hierzu wurde ein System mit zwei Sende- und vier Empfangsantennen, einer Beobachtungslänge von 1000 Symbolen, einem Roll-off-Faktor von 1, einer 10-fachen Überabtastung und einem Frequenzoffset von $0,05f_A$ untersucht. Die Ordnung des verwendeten Moments wurde mithilfe des PAR bestimmt. Abbildung 5.8 zeigt den mittleren quadratischen Fehler der Frequenzschätzung für unterschiedliche Modulationsverfahren. Bei BPSK kann ab einem SNR von -7 dB von einer gut funktionierenden Frequenzschätzung ausgegangen werden, während die anderen betrachteten Modulationsarten ein SNR von etwa 1 dB benötigen.

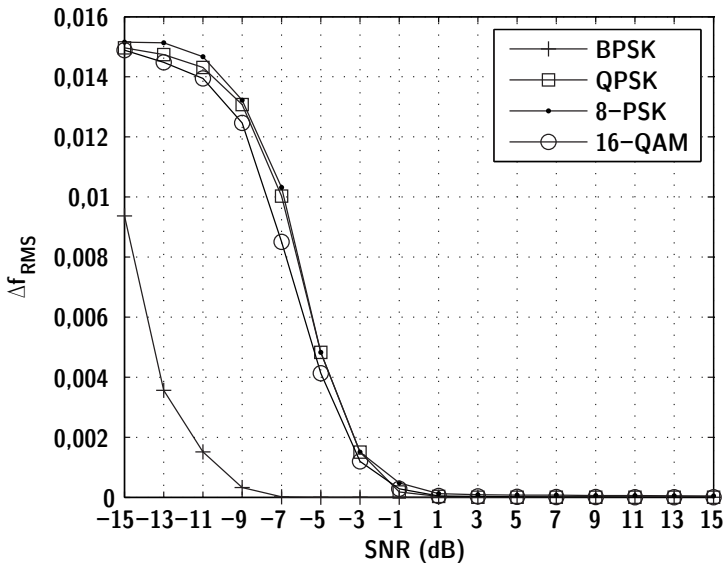


Abbildung 5.8.: Mittlerer quadratischer Fehler der Frequenzschätzung für unterschiedliche Modulationsverfahren.



Der Frequenzoffset ist üblicherweise eine zeitabhängige Funktion, d. h., die Frequenzen der Oszillatoren von Sender und Empfänger driften auseinander. Das oben beschriebene Verfahren schätzt einen mittleren Frequenzoffset für einen Block von Empfangsdaten. Da Daten üblicherweise in Bursts übertragen werden, ist es wichtig sicherzustellen, dass die Frequenzschätzung für den gesamten Burst ausreichend gut ist. Dies kann z. B. dadurch ermöglicht werden, dass der Empfangsblock in kleinere Teile zerlegt wird, für die jeweils getrennt der Frequenzoffset geschätzt und so die zeitveränderliche Funktion $\Delta f(t)$ approximiert wird. Auf der anderen Seite dürfen die Verarbeitungsblöcke auch nicht zu kurz sein, da sich hierdurch die Detektion des Peaks verschlechtert.

5.4.3. Symbolratenschätzung

Die Symbolrate kann auf ähnliche Art wie der Frequenzoffset geschätzt werden. In Abbildung 5.5 erkennt man neben dem Hauptpeak deutlich die Nebenpeaks. Ist der Hauptpeak bei der Trägerfrequenz identifiziert, so kann die Symbolrate durch Detektion des zweitgrößten Peaks ermittelt werden. Der betragsmäßige Abstand zwischen erstem und zweitem Peak entspricht genau der Symbolrate. Die Ausprägung der Peaks bei Vielfachen der Symbolrate nimmt stark mit sinkendem Roll-off-Faktor ab (siehe hierzu auch Abbildung 5.6). Sollte der Roll-off-Faktor zu klein sein, sodass eine Symbolratenschätzung auf die erörterte Weise nicht möglich ist, müssen andere Verfahren zum Einsatz kommen. Exemplarisch sei hier auf [MRLV08] und die darin genannten Quellen verwiesen.

5.4.4. Zeit- und Taktsynchronisation

Die frequenzsynchronisierten Empfangsdaten können bei Kenntnis des Roll-off-Faktors einer Matched-Filterung unterzogen werden. Um schließlich zu einem abgetasteten System zu gelangen, wie es mit Formel (2.34) modelliert wird, muss eine Zeit- und Taktsynchronisation erfolgen. Die Schreibweise

$$r[n] = r(\tau + nT) \quad (5.31)$$

beschreibt eine Abtastung des zeitkontinuierlichen Signals $r(t)$ zu den Zeitpunkten $\tau + nT$, wobei τ einen Zeitoffset repräsentiert. Ist die Symboldauer

5. Entwurf eines Klassifikationsempfängers

T nicht bekannt, so wird sie durch eine Schätzung ersetzt (siehe Abschnitt 5.4.3).

Da die gesamte Klassifikationsstruktur auf Blöcken der Länge N arbeitet, kann dies auch bei der Zeitsynchronisation geschehen. Ein einfacher Ansatz zur Zeitsynchronisation besteht darin, die mittlere Energie des unterabgetasteten Signals bezüglich des Zeitoffsets τ zu maximieren

$$\hat{\tau} = \arg \max_{\tau} \sum_{n=1}^N |r(\tau + nT)|^2. \quad (5.32)$$

Sollte $\hat{\tau}$ nicht ganzzahlig sein, so muss hier eine Abstratenanpassung stattfinden, auf die in dieser Arbeit nicht eingegangen wird. In solchen Fällen können gegebenenfalls andere, aufwendigere Verfahren zur Zeitsynchronisation sinnvoll sein. Hierzu sei auf [MD97] und die dort genannten Quellen verwiesen.

Abhängig von der Empfängerstruktur sind eventuell die einzelnen Empfänger zwar frequenz- und zeit-, nicht jedoch taktsynchronisiert. Dies geschieht z. B. bei der in Abschnitt 6.2 verwendeten *Universal Software Radio Platform* (USRP), in welcher zwei autark arbeitende Empfänger gekoppelt werden. Diese Kopplung garantiert untereinander eine Frequenzsynchronisation. Es tritt allerdings eine Verzögerung auf, die so groß sein kann, dass zwischen den unterschiedlichen Empfangszweigen Verzögerungen im Bereich von Vielfachen des Symboltaktes auftreten können. Hinzu kommt, dass die Daten zwischen Funkhardware und Computer mittels Ethernet und UDP (engl. *User Datagram Protocol*) ausgetauscht werden. Hierbei kann es zu unterschiedlichen Paketlaufzeiten kommen woraus sich weitere Zeitverzögerungen ergeben. Der entstehende Taktoffset kann einfach mithilfe der Kreuzkorrelationsfunktion der Empfangsfolgen an beiden Empfängern mit anschließender Maximumsuche bestimmt werden.

5.5. Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurde die Klassifikationsstruktur aus Kapitel 4 um Vorverarbeitungsschritte erweitert, die den Klassifikator in realistischen Einsatzszenarien, in denen keine Vorkenntnisse existieren, anwendbar machen. Hierzu



wurde eine blinde Kanalschätzung mit anschließender Phasenschätzung vorgestellt. Es konnte gezeigt werden, dass sich die Leistungsfähigkeit des Klassifikators nur um ca. 2 dB verschlechtert und sich der Abstand zum rechenintensiven HLRT auf nur noch 1 dB verringert. Weitere Simulationen zeigen, dass der Klassifikator mit blinder Kanalschätzung ohne Leistungsverlust auch für korrelierte Daten, wie sie z. B. bei Space-Time-Codes auftreten, einsetzbar ist. Des Weiteren wurde ein Ansatz zur Schätzung der Rauschvarianz entwickelt. Die drei beschriebenen Methoden kommen nach einer Matched-Filterung und Abtastung zum Einsatz. Damit dies möglich ist, muss zuvor eine Frequenzschätzung durchgeführt werden. Hierfür wurde ein Verfahren vorgeschlagen, das auf Momenten höherer Ordnung beruht. Mithilfe dieser Frequenzschätzung kann unmittelbar auch die Symbolrate bestimmt werden. Es wurde gezeigt, dass die Frequenzschätzung ebenso wie die Schätzung der Rauschvarianz ab einem SNR von 0 dB zuverlässig funktioniert. Dies entspricht dem sinnvollen Arbeitsbereich automatischer Modulationsartenerkennung. Zum Schluss wurde eine Taktsynchronisation und eine Zeitsynchronisation vorgestellt, die benötigt wird um zwei autark arbeitende Empfangszweige zu koppeln.

6. Messungen

Die in den vorhergehenden Kapiteln entwickelten Methoden zur Modulationsartenklassifikation werden in den folgenden Experimenten auf ihre Praxistauglichkeit untersucht. In Abschnitt 6.1 wird als Empfänger ein frequenzsynchronisiertes Netzwerk von unabhängigen Sensoren, die über einen großen Bereich verteilt sind, verwendet. Dieses Netzwerk kann als ein verteilter MIMO-Empfänger (engl. *Distributed MIMO*) betrachtet werden. Die einzelnen Sensoren basieren ebenso wie die verwendeten Sender auf einer SDR-Plattform, also einer programmierbaren Funkhardware. Aufgrund der großen Distanzen zwischen Sender und Empfänger wird senderseitig ein Leistungsverstärker benötigt, so dass hier nur ein System mit einer Sendeantenne aufgebaut werden kann. Es wird folglich ein *Single-Input Multiple-Output* (SIMO) System untersucht.

Die hieraus gewonnenen Erkenntnisse, vor allem bezüglich der blinden Synchronisation, werden in Abschnitt 6.2 auf MIMO-Systeme erweitert. Hierzu wird unter Laborbedingungen ein System mit je zwei Sende- und Empfangsantennen aufgebaut und untersucht.

6.1. Single-Input Multiple-Output Messungen

6.1.1. Sensornetzwerk

Zum MIMO-Empfang wird ein Sensornetzwerk, das ursprünglich zur Ortung von Funkteilnehmern entwickelt wurde [EEN⁺13], adaptiert. Hierbei sind mehrere autark arbeitende Sensoren in einem großen Gebiet verteilt.

Alle Sensoren bestehen, wie in Abbildung 6.1 dargestellt, aus einem PC, einer programmierbaren Funkhardware (USRP) [She05] und einem GPS (engl.

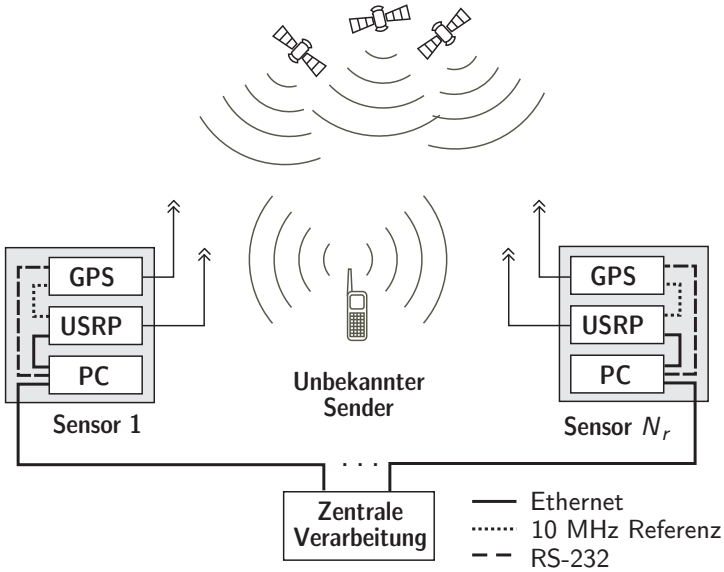


Abbildung 6.1.: Sensor Netzwerk zum Empfang von MIMO Signalen.

Global Positioning System) Empfänger, der zur Synchronisation benötigt wird. Die Messdaten werden von einer zentralen Einheit gemeinsam ausgewertet.

Der PC ist für die Anbindung des Sensors an ein Datennetzwerk per LAN oder WLAN und für die Steuerung der USRP, das einen bestimmten Frequenzbereich überwacht, zuständig. Das GPS-Modul dient als sehr genaue Zeitreferenz; es ist einerseits für korrekte Zeitstempel der Empfangsdaten zuständig und bietet andererseits ein Referenzsignal, auf dessen Basis die Frequenzgeneratoren des USRP arbeiten. Wird dieses Referenzsignal unmittelbar aus den GPS-Empfangsdaten gewonnen, hat es eine Genauigkeit von $1 \mu\text{s}$ [Gar05], was für eine Frequenzsynchronisation zu ungenau ist. Durch die Kombination mit einem präzisen Lokaloszillator kann die Genauigkeit jedoch erheblich gesteigert werden [Tri07a]. Das in den Sensoren verbaute GPS-Modul erreicht nach Herstellerangaben eine Standardabweichung des Zeitfehlers von 15 ns [Tri07b]. Die Kopplung der Frequenzreferenz an GPS-Signale stellt sicher, dass in allen Sensoren die gleiche Absolutfrequenz vorliegt. Somit kann ein synchronisiertes Sensornetz aufgebaut werden, ohne dass die einzelnen Sensoren direkt miteinander verbunden sein müssen. Sollte die Anbindung an ein Datennetz fehlen,



so können die Empfangsdaten in den Festplatten des PCs zwischengespeichert werden.

Die USRP bestehen aus einer Hauptplatine, die für die Anbindung an den Steuer-PC zuständig ist und eine Analog-Digital-Wandlung mit anschließender Vorverarbeitung der Empfangsdaten vornimmt. Es können unterschiedliche Empfangs- und Sendemodule auf die Hauptplatine gesteckt werden, die sich hauptsächlich im Frequenzbereich unterscheiden. Auf der Hauptplatine werden die Inphasen- und Quadraturkomponenten des heruntergemischten Signals durch einen zweikanaligen 14-bit Analog-Digitalwandler mit einer Abtastrate von 100 MSamples/s abgetastet und mit Hilfe eines auf einem FPGA implementierten Dezimationsfilters gefiltert [Ett09]. Der Dezimationsfaktor, der die Beobachtungsbandbreite bestimmt, ist zwischen 4 und 512 ganzzahlig frei wählbar, so dass Beobachtungsbandbreiten von 25 MHz bis 195,3 kHz möglich sind [LS111].

Als Empfangsmodul wurde ein WBX-Board verwendet, das im Bereich von 50 MHz bis 2,2 GHz arbeitet [Ett13a]. Da die angeschlossene Breitbandantenne SD 3000 [Sir03] einen Arbeitsbereich von 300 MHz bis 3 GHz besitzt, reduziert sich der mögliche Beobachtungsbereich auf 300 MHz bis 2,2 GHz. Um eine bestmögliche Aussteuerung der AD-Wandler zu ermöglichen, kann eine variable Verstärkung im Bereich von 0 dB bis 31,5 dB eingestellt werden [Ett13b].

Im linken Foto in Abbildung 6.2 ist ein geöffneter Sensor gezeigt. Die einzelnen Komponenten sind entsprechend beschriftet. Das rechte Foto zeigt den Sensor in dem Einsatzgebiet zur Spektrumsbeobachtung auf Dächern des Universitätscampus des KIT.

6.1.2. Sender

Der Sender wurde ebenfalls auf Basis eines USRP entwickelt. Hierzu wurde zusätzlich zu einem USRP N210 ein Leistungsverstärker verwendet, um sicherzustellen, dass auch bei großen Distanzen ein genügend hohes Signal-zu-Rauschverhältnis an den Empfängern erzielt wird. Die Steuerung des USRP übernimmt ein tragbarer Computer, auf dem die gesamte Signalverarbeitung abläuft. Um einen mobilen Einsatz zu ermöglichen, wurde eine portable Strom-

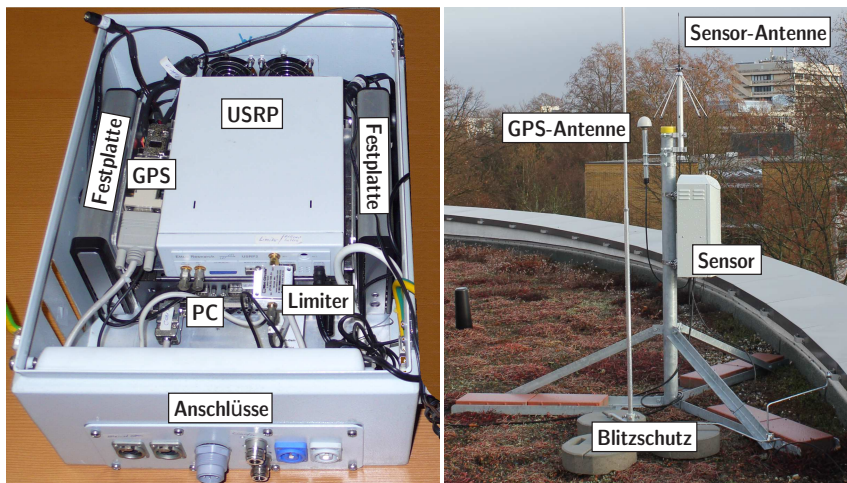


Abbildung 6.2.: Sensor mit geöffnetem Gehäuse (links) und installierter Sensor auf einem Dach (rechts).

versorgung auf Basis von Blei-Gel Akkus aufgebaut. In Abbildung 6.3 ist der gesamte Aufbau des Senders mit Steuerungs-PC, Leistungsverstärker inklusive Sendeantenne und Stromversorgung zu sehen.

Die eigentliche Signalverarbeitung des Senders wird in Matlab/Simulink unter Verwendung eines am Communications Engineering Lab (CEL) entwickelten Interfaces [Sch13] entwickelt. Das zugehörige Blockschaltbild ist in Abbildung 6.4 zu sehen. Zuerst wird eine zufällige Bitfolge mit einer Datenrate r_{Bit} erzeugt, die dann im nächsten Schritt moduliert wird. Die Symbolrate ergibt sich hierdurch als

$$r_{\text{Sym}} = \frac{r_{\text{Bit}}}{\log_2(M)}, \quad (6.1)$$

wobei M die Modulationsordnung ist. Als Modulationsverfahren können BPSK ($M = 2$), QPSK ($M = 4$), 8-PSK ($M = 8$) und 16-QAM ($M = 16$) verwendet werden. Die modulierten Symbole werden mittels eines Root-Raised-Cosine-Filters mit einstellbarem Roll-Off-Faktor ρ impulsgeformt und über das USRP gesendet. Die Impulsformung führt gleichzeitig ein Upsampling um den Faktor 8 durch. Der Upsampling-Faktor kann grundsätzlich beliebig gewählt werden, wobei 8 einen guten Kompromiss zwischen Interpolationsgenauigkeit und Rechenaufwand darstellt. Die vom impulsgeformten Signal belegte Bandbreite

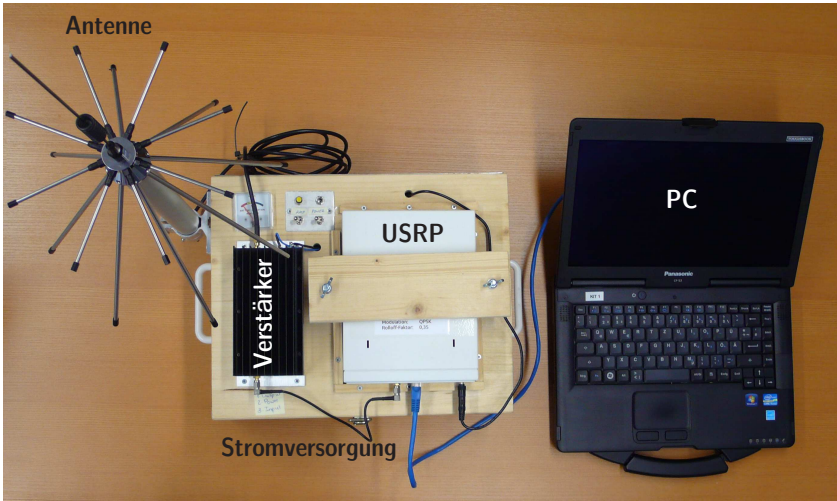


Abbildung 6.3.: Sender mit USRP, Leistungsverstärker, Antenne, PC und Stromversorgung.

ist [PS08]

$$B = \frac{1 + \rho}{2} r_{\text{Sym}} = \frac{1 + \rho}{2} \frac{r_{\text{Bit}}}{\log_2(M)}. \quad (6.2)$$

In den folgenden Experimenten werden der Roll-Off-Faktor und die Symbolrate konstant gehalten, so dass die Bandbreite des Signals ebenfalls konstant ist. Um dies zu erreichen, muss die Bitrate in Abhängigkeit von M gewählt werden, um r_{Sym} konstant zu halten. Die einstellbaren Parameter des Senders sind in Tabelle 6.1 aufgeführt.

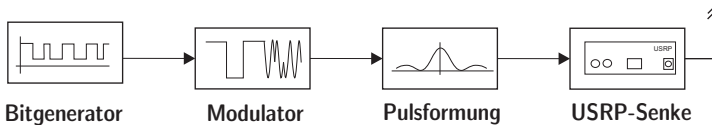


Abbildung 6.4.: Blockschaltbild des SIMO-Senders.

6.1.3. Versuchsaufbau

Soll das Sensornetzwerk aus Abschnitt 6.1.1 zur Frequenzbeobachtung eingesetzt werden, ist es sinnvoll, eine möglichst große Beobachtungsbandbreite zu wählen. In diesem experimentellen Aufbau wurde das ISM-Band mit einer Mittenfrequenz von 432 MHz und einer Beobachtungsbandbreite von 5 MHz gewählt. Alle Messungen wurden auf dem Campus-Süd des Karlsruher Institut für Technologie (KIT) durchgeführt. Die insgesamt sechs Sensoren befinden sich auf festen Positionen auf den Dächern verschiedener Gebäude, während der Sender im Forum aufgebaut wurde. Die genauen Positionen sind in der Abbildung 6.5 eingezeichnet. Die Ausbreitungsbedingungen sind grundsätzlich als gut einzuschätzen, wobei nicht alle Sensoren Sichtverbindung zum Sender hatten. Durch die teilweise hohe Bebauung ist mit Mehrwegeausbreitung zu rechnen.

Der Sender wechselt ständig zwischen verschiedenen Modulationsarten und Symbolraten. Für jede Modulationsart wird für jeweils 10 s mit einer Symbolrate von 62,5 kBaud, 31,25 kBaud und 15,625 kBaud gesendet. Während der Umschaltzeitpunkte wird ein unmodulierter Träger gesendet. Die Umschaltzeit zwischen verschiedenen Symbolraten bei gleicher Modulationsart wurde so kurz wie möglich gehalten. Sie ergibt sich hauptsächlich aus der Zeit, die zum Beenden und Neustarten der Software mit geänderten Parametern benötigt wird. Die Umschaltzeit bei Wechsel der Modulationsart ist bewusst länger gewählt. Hier wird ebenfalls ein unmodulierter Träger gesendet.

Bitrate	sinnvoll 10...100 kBaud
Modulationsart	BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-QAM
Roll-Off-Faktor ρ	0...1
Trägerfrequenz	300 MHz - 2,2 GHz
Verstärkungsfaktor	0...31,5 dB

Tabelle 6.1.: Mögliche Parametrisierung des Senders.

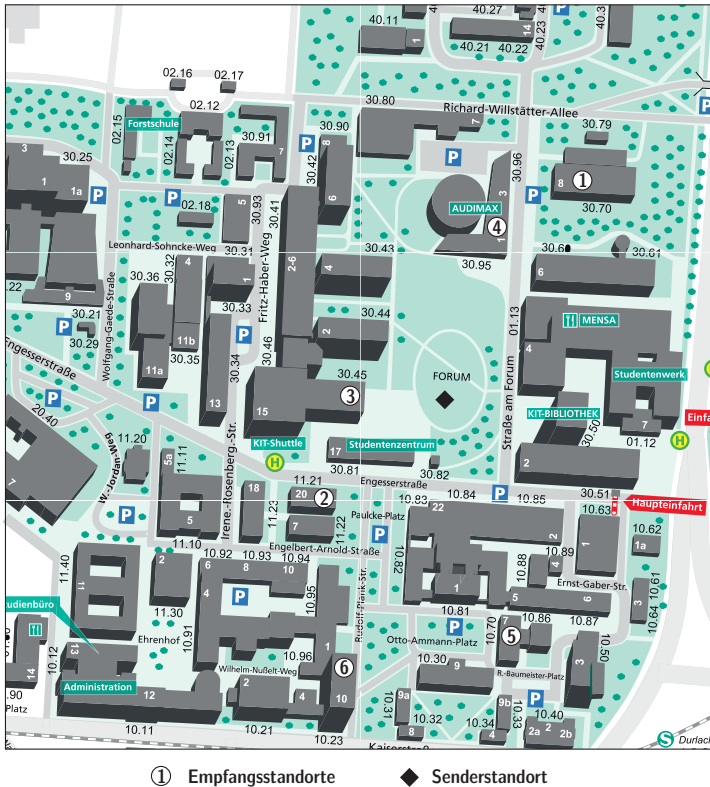


Abbildung 6.5.: Positionen von Sender und Sensoren (Verwendung der Campus-Karte mit freundlicher Genehmigung des KIT).

6.1.4. Auswertung

Einen ersten Eindruck der an den einzelnen Sensoren gemessenen Empfangsdaten vermittelt Abbildung 6.6. Sie zeigt für jeden Sensor ein auf die maximale Leistungsdichte normiertes Spektrogramm $\Phi(f)$ im Basisband. Man erkennt das zu klassifizierende Signal deutlich bei $f \approx 0$ MHz sowie einige Störsignale. An den Sensoren 1, 2, 5 und 6 sind, jeweils bezogen auf die Mittenfrequenz von 432 MHz, bei ca. -2 MHz, -1,5 MHz und auch bei 2,4 MHz schmalbandige Signale mit teilweise großer Leistungsdichte zu erkennen, die aller Wahrscheinlichkeit nach von Funkgeräten der Großbaustelle stammen, die sich zum Zeit-

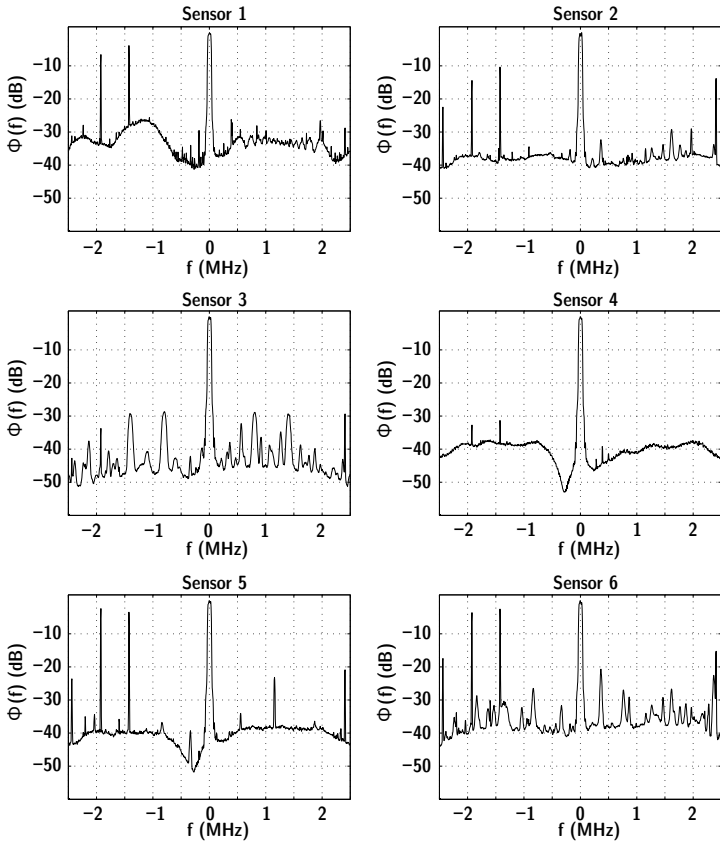


Abbildung 6.6.: Spektrogramme an den sechs Sensoren.

punkt der Messung in naher Umgebung befand. Sensor 3 zeigt eine Vielzahl von Störsignalen, die nicht eindeutig zuzuordnen sind. An Sensor 4 wurden nur sehr wenige Störungen beobachtet. Hier erkennt man deutlich, dass das Rauschen nicht frequenzflach ist. Die gezeigten Spektrogramme sind über eine Zeitdauer von 100 ms gemittelt. Es kamen unter anderem weitere Störer bei verschiedenen Frequenzen hinzu, deren Leistungsdichte teilweise deutlich über der des Sendesignals lag.

Der Abstand zwischen der maximalen Leistungsdichte der Empfangssignale und dem Rauschlevel ist ca. 40 dB. Bei einer Signalbandbreite von 100 kHz



und einer Beobachtungsbandbreite von 5 MHz ergibt sich, wie in Abbildung 6.7 gezeigt, ein geschätztes SNR von ca. 23 dB. Die Störer wurden hierbei nicht mitberücksichtigt.

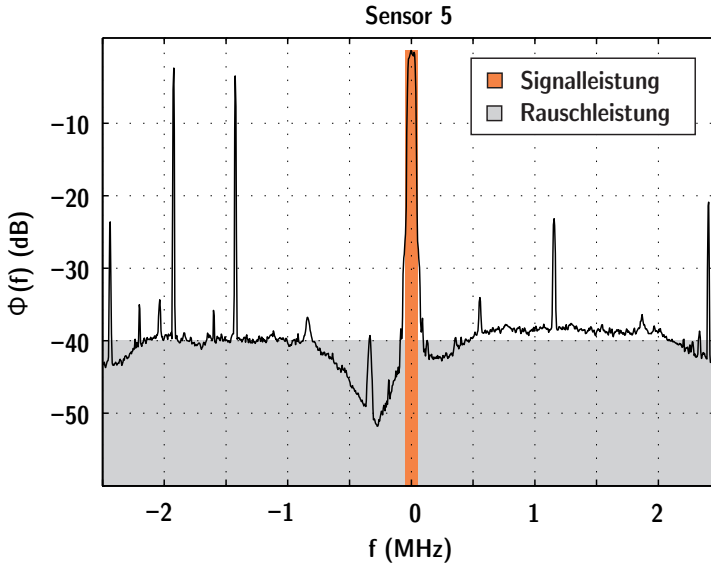


Abbildung 6.7.: Exemplarische Schätzung des SNRs an Sensor 5.

Zur eigentlichen Auswertung wurden die Empfangsdaten in Blöcke zu je 100 ms aufgeteilt und unabhängig voneinander untersucht. Auf diese Weise kann ein in Bursts sendender Teilnehmer nachgestellt werden. Wie in Abschnitt 5.4 erläutert, muss als Erstes die genaue Trägerfrequenz, gefolgt von der Symbolrate bestimmt werden. In Abbildung 6.8 erkennt man im oberen Bild die Frequenzschätzung im zeitlichen Verlauf. Die grauen Balken markieren die Umschaltzeitpunkt des Senders zwischen verschiedenen Modulationsarten oder Symbolraten. Man erkennt, dass die Frequenz zu den Sendezeitpunkten fast immer sicher erkannt wird. Der Frequenzoffset zwischen dem Sender und den Empfängern lag bei 297 Hz und war über den Beobachtungszeitraum von 400 s nahezu konstant. Die untere Abbildung zeigt die geschätzte Symbolrate. Man erkennt, dass in den Fällen, in denen die Frequenz sicher erkannt wurde, auch die Symbolrate korrekt geschätzt wurde.

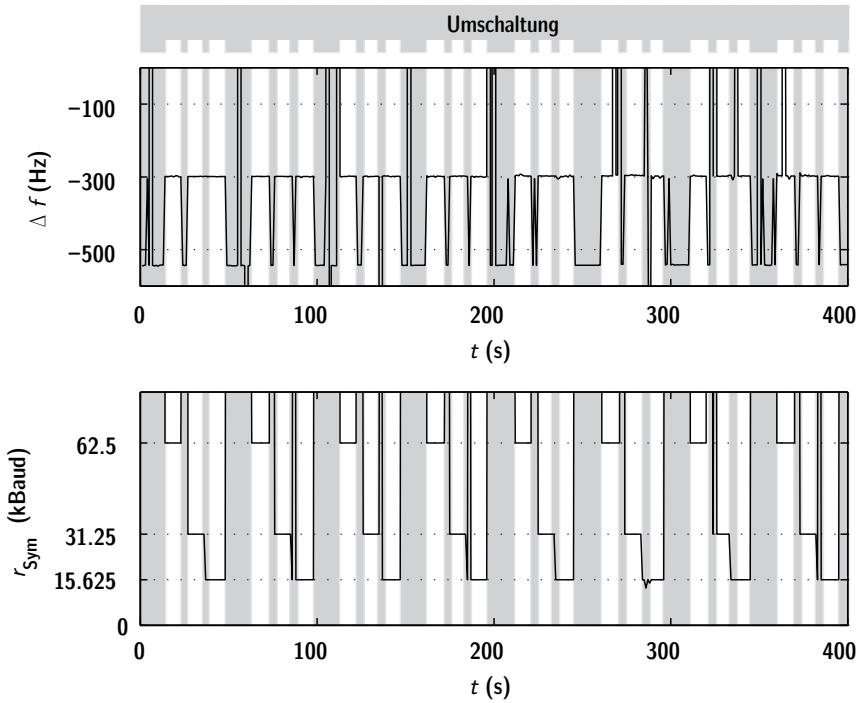


Abbildung 6.8.: Schätzung von Frequenzoffset und Symbolrate.

Nach der Schätzung von Frequenz und Symbolrate wird das Signal entsprechend heruntergemischt, gefiltert und abgetastet. Es liegen sodann sechs Empfangssignale derselben Quelle vor. Es könnte nun wie in Kapitel 5 der JADE-Algorithmus zur Kombination der Signale verwendet werden. Da im gezeigten Messaufbau aber keine unterschiedlichen Quellen zu trennen sind, hat es sich gezeigt, dass es besser ist, das Empfangssignal mit dem besten PAR zur Bestimmung der Modulationsart zu verwenden. Der JADE-Algorithmus kann nicht zwischen Nutz- und Störsignal unterscheiden und interpretiert so Störungen, die gegebenenfalls bei mehreren Sensoren auftreten, fälschlicherweise als Nutzsignal. Wohingegen mithilfe des PAR das Signal mit den geringsten Störungen bereits vorselektiert wurde.

In Abbildung 6.9 sind die Beträge der geschätzten Werte der Kumulante $\kappa^{(4,0)}$ dargestellt. Die Entscheidungsbereiche für die verschiedenen Modulationsar-



ten sind farblich gekennzeichnet. Der Bereich eines unmodulierten Trägers ist mit *sin* bezeichnet und gelb hinterlegt. Man erkennt deutlich, dass zu den Sendezeitpunkten eine fehlerfreie Erkennung der Modulationsart nahezu immer gegeben ist ($P_{CC} = 0,9975$). An dieser Stelle sei nochmal darauf hingewiesen, dass die Kumulante $\kappa^{(4,0)}$ für Rauschen ebenso wie für 8-PSK null ist. Daher wird Rauschen z. B. zu den Umschaltzeitpunkten der 8-PSK zugeordnet. Sollte die Trägerfrequenz zum Umschaltzeitpunkt jedoch richtig geschätzt worden sein, so führt dies nach der Synchronisation und Abtastung zu einem festen Punkt im Signalraumdiagramm. Dies korrespondiert mit einer Kumulante, deren Wert von der Beobachtungsdauer und Signalenergie abhängt und in diesem Fall sehr groß wird.

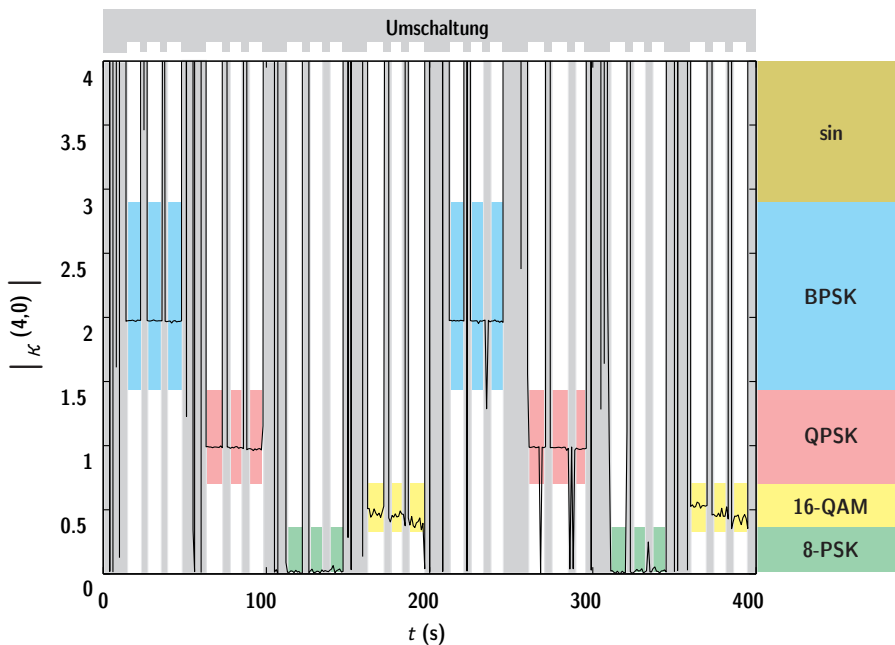


Abbildung 6.9.: Schätzung der Kumulante $\kappa^{(4,0)}$.

6.2. Multiple-Input Multiple-Output Messungen

Die Ergebnisse des vorherigen Abschnitts zeigen, dass in einem SIMO-System alle nötigen Verarbeitungsschritte, wie sie in den Kapiteln 4 und 5 beschrieben sind, gute Ergebnisse liefern. In diesem Abschnitt findet nun eine Erweiterung von einem SIMO- auf ein vollständiges MIMO-System statt.

6.2.1. Sender und Empfänger

Als MIMO-Sender werden zwei Sender, wie sie in Abschnitt 6.1.2 beschrieben wurden, durch ein MIMO-Kabel gekoppelt. Durch diese Kopplung können zwei synchrone Sendeweige aufgebaut werden. Ein USRP fungiert hierbei als Frequenzreferenz, während das andere diese nutzt. Das MIMO-Kabel führt aufgrund seiner Länge zu einem festen Phasenversatz, der in diesem Aufbau jedoch nicht relevant ist. Soll ein phasensynchroner Sender implementiert werden, so ist diese Phasendrehung vorab zu bestimmen und zu korrigieren. Abgesehen von der Frequenzkopplung arbeiten die beiden Sendeweige vollkommen unabhängig, d. h. im Besonderen, dass die erzeugten Sendesymbole unabhängig sind. Es wird also ein Spatial-Multiplexing-Sender aufgebaut. Das zugehörige Blockschaltbild ist in Abbildung 6.10 dargestellt.

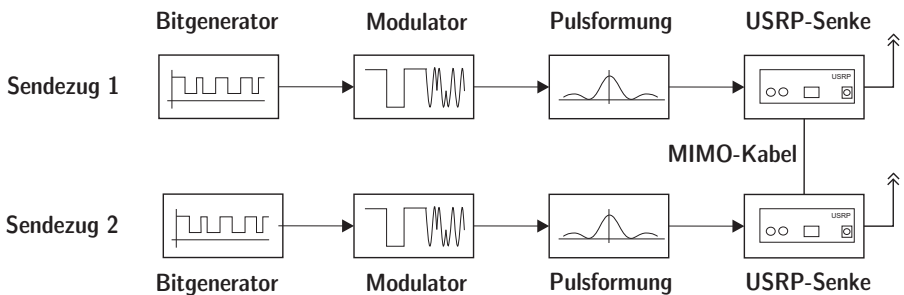


Abbildung 6.10.: Blockschaltbild des MIMO-Senders.

Die Kopplung mittels des MIMO-Kabels erlaubt nur die Verbindung von zwei Geräten. Soll ein Sender mit mehr als zwei Sendezügen aufgebaut werden,



müssen die einzelnen USRP mit Hilfe von GPS-Signalen, vergleichbar zu dem Sensornetzwerk aus Abschnitt 6.1.1, synchronisiert werden.

Als Empfänger wurden ebenfalls zwei durch ein MIMO-Kabel gekoppelte USRP verwendet, wodurch auch hier eine Frequenzsynchronität gewährleistet werden kann. Neben der bereits erwähnten Phasendrehung wurde während der Versuche ein starker Zeitoffset festgestellt. Dieser liegt, wie in Abschnitt 5.4.4 erwähnt, an der Datenübertragung zwischen USRP und PC, die mittels Ethernet und UDP funktioniert. Dies wiederum kann zu unterschiedlichen Verarbeitungs- und Paketlaufzeiten führen. Es muss daher zwingend eine Takt-synchronisierung durchgeführt werden. Die gesamte Empfängerstruktur ist in Abbildung 6.11 visualisiert.

6.2.2. Versuchsaufbau

Ein MIMO-System mit zwei Sende- und Empfangsantennen wurde im Funklabor des Communications Engineering Lab (CEL) aufgebaut. Der gesamte Versuchsaufbau ist schematisch in Abbildung 6.12 zu sehen. Grundsätzlich ist die Anordnung der Sender und Empfänger frei wählbar, es wurde jedoch darauf geachtet, dass die Abstände zwischen den einzelnen Antennen groß genug sind, um möglichst unterschiedliche Ausbreitungspfade zu erhalten. Um eine hinreichend große Dämpfung zu erhalten wurden Sender und Empfänger in zwei übereinander liegenden Räumen aufgebaut, sodass diese durch eine Geschossdecke voneinander getrennt sind. Die Anordnung ist für alle Messungen konstant gehalten, um Vergleichbarkeit zu gewährleisten. Es muss jedoch beachtet werden, dass die Eigenschaften sowohl des Senders als auch des Empfängers von der Temperatur und damit von dem Zeitpunkt der Messung abhängen. Der Ausbreitungskanal zwischen den Sende- und Empfangsantennen kann als AWGN-Kanal angenommen werden.

Senderseitig wurde eine Symbolrate von 50 kBaud und ein Roll-Off-Faktor von eins fest eingestellt. Es wurde zwischen den Modulationsverfahren BPSK, QPSK, 8-PSK und 16-QAM gewechselt. Als Beobachtungsbandbreite betrachtet der Empfänger ein 1 MHz breites Frequenzband. Um unterschiedliche SNR zu erzielen, wurde die Sendeverstärkung im Bereich von 0 bis 20 dB variiert. Für jede Verstärkungsstufe wurden insgesamt 100 Messungen durchgeführt.

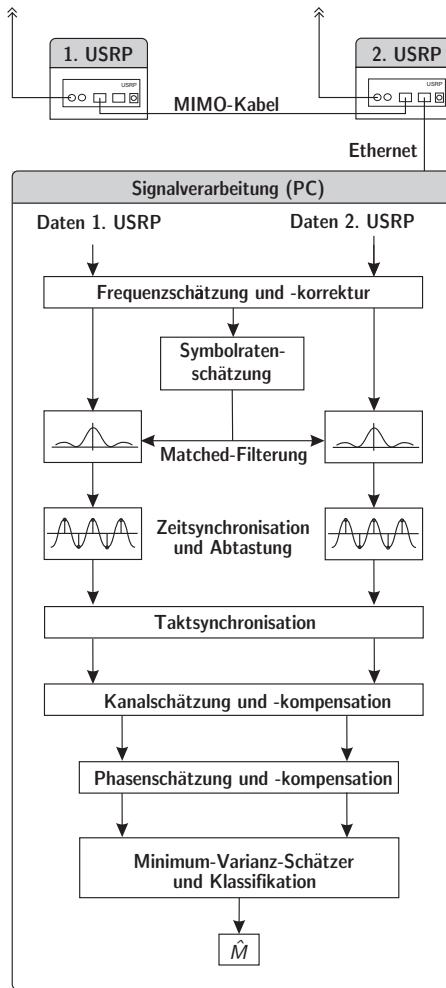


Abbildung 6.11.: Blockschaltbild des MIMO-Empfängers einschließlich zugehöriger Signalverarbeitung.

6.2.3. Auswertung

In Abbildung 6.13 sind exemplarisch Spektren der Empfangssignale beider Empfangsantennen für eine Verstärkung von 10 dB und 20 dB dargestellt.

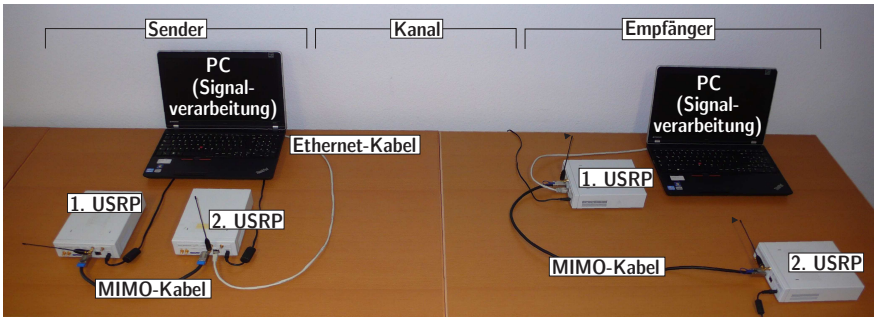


Abbildung 6.12.: MIMO-Versuchsaufbau.

Man erkennt, dass eine zusätzliche Verstärkung von 10 dB zu einer Absenkung des Rauschlevels um ebenfalls etwa 10 dB führt, was mit einer Vergrößerung des SNRs um 10 dB korrespondiert. Des Weiteren erkennt man, dass die Empfangsleistung an Antenne 2 größer ist, die beschriebenen Verhältnisse bleiben jedoch erhalten.

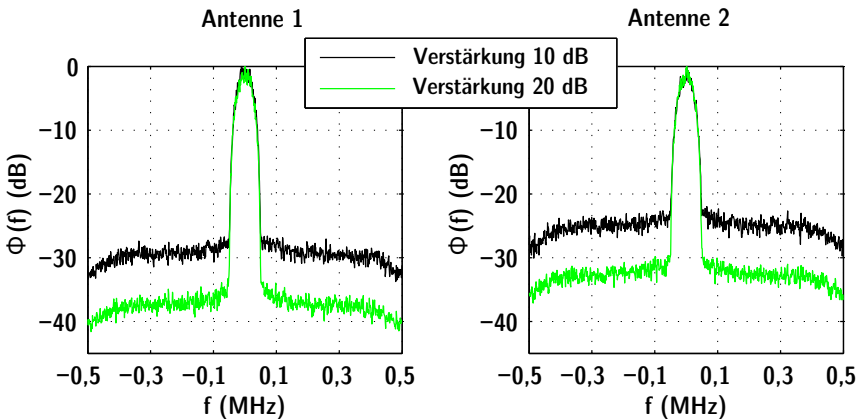


Abbildung 6.13.: Spektren der Empfangssignale beider Empfangsantennen für eine Verstärkung von 10 dB und 20 dB.

Der Zusammenhang zwischen Sendeverstärkung und SNR gilt jedoch nicht für sehr kleine Verstärkungsfaktoren. Um dies zu verdeutlichen, wird in Abbildung 6.14 ein Ausschnitt des Spektrums gezeigt. Man erkennt, dass sich

für kleine Verstärkungen ein Peak bei der Trägerfrequenz herausbildet. Dieser Peak zeigt eine nicht genügend gedämpfte Rückkopplung der Trägerfrequenz innerhalb des Sendezweiges der USRP. Dieses Phänomen wird ab einem Verstärkungsfaktor von weniger als 10 dB sichtbar. Da hierdurch die Signale deutlich verzerrt werden, können nur bedingt Rückschlüsse auf das Verhalten beim entsprechenden SNR gezogen werden.

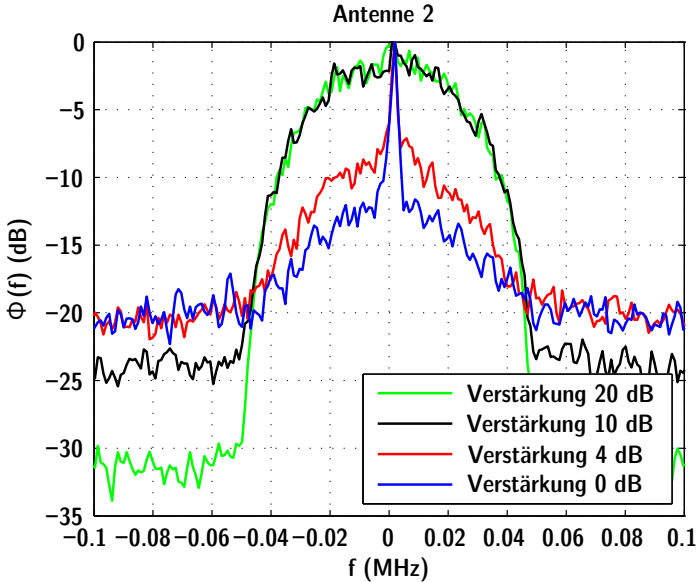


Abbildung 6.14.: Spektren des Empfangssignals an Antenne 2 bei verschiedenen Verstärkungen.

Die Klassifikationsleistung kann mithilfe der in Abbildung 6.15 gezeigten Konfusionsplots bestimmt werden. Betrachtet man zuerst die vier Abbildungen jeweils an den Stellen, an denen die Verstärkung 0 dB beträgt, so erkennt man, dass in allen Fällen unabhängig von der gesendeten Modulationsart 8-PSK klassifiziert wurde. Dies liegt daran, dass bei dieser Verstärkung die Frequenz- und Symbolratenschätzung nicht funktioniert. Hieraus folgt, dass auch alle weiteren Verarbeitungsschritte fehlerhaft sind. In diesem Fall erscheint das Signal nach (nicht korrekter) Matched-Filterung und Abtastung wie Rauschen. Da die vierte Kumulante von 8-PSK und von gaußischem Rauschen jeweils null ist, wird in solchen Fällen immer 8-PSK klassifiziert. Dies erklärt auch

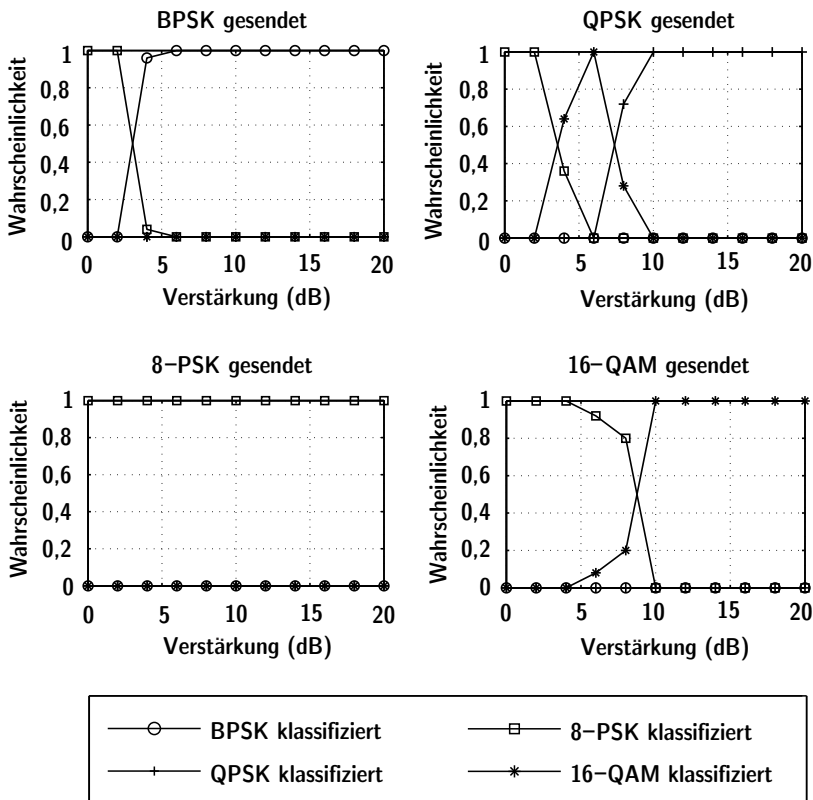


Abbildung 6.15.: Konfusionsplot des merkmalsbasierten Klassifikators bei Verwendung des Merkmals $\kappa^{(4,0)}$.

die durchweg korrekte Erkennung von 8-PSK. Mit steigender Verstärkung beginnt die Frequenz- und Symbolratenschätzung zu funktionieren, wodurch sich auch die abgetasteten Werte deutlich von Rauschen unterscheiden. Für BPSK genügt eine Verstärkung von 5 dB, während für 16-QAM eine Verstärkung von 10 dB nötig ist, um die Modulationsart immer korrekt zu klassifizieren.

Betrachtet man die Grafik oben rechts (QPSK gesendet), so erkennt man ein weiteres Phänomen: Die Frequenz- und Symbolratenschätzung funktioniert ab einem SNR von 6 dB, es wird jedoch anfänglich nicht QPSK korrekt klassifiziert, sondern 16-QAM. Dies liegt daran, dass hier Probleme bei der blinden

Schätzung der Quellsymbole auftreten. Es bilden sich rechteckige Strukturen, die aus der Überlagerung zweier QPSK Signalraumdiagramme entstehen. Die Kumulante dieser Überlagerung ist näher an der von 16-QAM als an der von QPSK, weshalb hier 16-QAM erkannt wurde. Ab einer Verstärkung von 10 dB funktioniert auch diese Klassifikation fehlerfrei.

6.3. Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurde der Klassifikator durch Messungen auf seine praktische Einsatzfähigkeit hin untersucht. Es konnte gezeigt werden, dass sowohl der eigentliche Klassifikator, als auch die nötigen Vorverarbeitungsschritte in realistischen Szenarien funktionieren. In einem ersten Versuch wurde ein System, das ursprünglich zur Ortung entwickelt wurde, zur Modulationsartenklassifikation genutzt. Neben dem Nachweis der Funktionalität konnte hierdurch auch gezeigt werden, dass die vorgeschlagenen Methoden so wenig Rechenleistung benötigen, dass die gesamte Verarbeitung hinreichend schnell durchgeführt werden kann. In diesen Messungen zeigte sich zusätzlich eine erstaunliche Resistenz gegenüber schmalbandigen Störern. In einem weiteren Versuch wurde unter Laborbedingungen ein vollständiges MIMO-System mit zwei Sende- und Empfangsantennen aufgebaut. Hierbei wurde eine Art Schwellwertverhalten deutlich: Ab einem gewissen SNR funktioniert die Verarbeitungskette komplett störungsfrei, wohingegen vorher ausschließlich Rauschen bzw. 8-PSK klassifiziert wurde.

Beide Versuche zeigen, dass die vorgeschlagene Klassifikationsstruktur sowohl in Bezug auf die Klassifikationsleistung als auch in Bezug auf den Rechenaufwand ein sehr gutes Verhalten zeigt. Sie ist daher für eine Implementierung in zukünftigen Cognitive Radios geeignet zu sein.

7. Zusammenfassung und Fazit

Ein Cognitive Radio kennt seine gesamte spektrale Umgebung. Es weiß, auf welchen Frequenzen und mit welchen Übertragungsverfahren andere Nutzer agieren und wie mit diesen umgegangen werden soll. Hierbei kann einerseits z. B. eine Minimierung der Interferenz des einzelnen Teilnehmers oder der Gesamtinterferenz des Systems im Vordergrund stehen. Es könnte jedoch auch eine Kooperation mit den anderen Teilnehmern sinnvoll sein. Hierzu müssen alle Kommunikationsparameter bekannt sein. Allgemein formuliert lernt ein Cognitive Radio durch Beobachtung der Umgebung. Diese sehr vage Formulierung muss, um ein solches Cognitive Radio wirklich entwickeln zu können, spezifiziert und in Teilaufgaben zerlegt werden.

Eine wesentliche Teilaufgabe des Lernprozesses eines Cognitive Radios ist die Klassifikation der Modulationsart. Für SISO-Systeme existiert hierbei eine Vielzahl an Verfahren zur Modulationsartenklassifikation. Da jedoch nahezu jeder moderne Funkstandard auch MIMO-Erweiterungen enthält, muss eine zeitgemäße Modulationsartenklassifikation dies ebenfalls ermöglichen. Die aus der Literatur bekannten Methoden, die in MIMO-Systemen eingesetzt werden können, sind entweder sehr rechenaufwändig oder eine Art Heuristik, für die keine Optimalität garantiert wird.

In dieser Arbeit wurde ein merkmalsbasierter Klassifikator entwickelt, der die optimale Leistungsfähigkeit bei Verwendung von Kumulanten als Merkmale hat. Die Klassifikationsleistung ist ca. 2 dB schlechter als die Likelihood-basierte und rechenintensive ALRT-Lösung, wobei der vorgeschlagene Klassifikator nur einen Bruchteil an Rechenoperationen benötigt. Durch diesen sehr geringen Rechenaufwand wird ein solcher Ansatz in praktischen Systemen erst anwendbar. Es wurden unterschiedliche Merkmale und Merkmalskombinationen untersucht, wobei eine Kombination aus zwei unterschiedlichen Kumulanten vierter Ordnung die besten Resultate erzielte. Neben dem optimalen Klassifikator wurde ein vereinfachter Klassifikator vorgeschlagen, dessen Klas-

sifikationsleistung in Simulationen jedoch an das optimale Ergebnis heranreicht.

Die eigentliche Klassifikation beginnt nach einer Synchronisation mit anschließender Matched-Filterung und Kanalverzerrung. In Szenarien, in denen automatische Modulationsartenerkennung eingesetzt wird, müssen alle Verarbeitungsschritte blind, d. h. ohne bekannte Synchronisationsframes oder ähnliches durchgeführt werden. In dieser Arbeit wurden Verfahren zur blinden Frequenz- und Symbolratenschätzung sowie zur Schätzung des Zeit- und Taktoffsets beschrieben, sodass eine blinde Synchronisation durchgeführt werden kann. Danach werden der Kanal und die Phasen der geschätzten Sendesignale ebenfalls blind geschätzt, um dann die eigentliche Klassifikation durchzuführen. Es wurde also ein vollständiger Klassifikationsempfänger entwickelt, der in der Lage ist, unterschiedlichste MIMO-Systeme ohne Vorkenntnisse zu klassifizieren. Hierbei sind die Sonderfälle der SISO- und SIMO-Systeme bereits enthalten.

Jeder einzelne Verarbeitungsschritt beeinflusst die Klassifikationsleistung. Wird beispielsweise die Symbolrate falsch geschätzt, so wird die Abtastung falsch durchgeführt, wodurch anschließend die Kanalschätzung und die Klassifikation fehlerhaft sein werden. Es lässt sich keine Priorität der Verarbeitungsschritte angeben, da ein Fehler unweigerlich zu weiteren Fehlern in der Verarbeitungskette führen wird. Folglich muss immer das gesamte System betrachtet werden. Hierzu wurden zwei unterschiedliche Versuche durchgeführt: Zum einen wurde ein Sensornetzwerk, das ursprünglich zur Ortung von unbekanntem Sendern bestimmt war, zur Klassifikation der Übertragungsparameter eines Teilnehmers benutzt. Die einzelnen Sensoren wurden hierbei als eine Art verteilter MIMO-Empfänger betrachtet. Bei diesem Versuch konnte neben der sehr guten Klassifikationsleistung auch eine erhebliche Resistenz bezüglich schmalbandiger Störer festgestellt werden. Teilweise war die Leistungsdichte der Störer, die in dem verwendeten ISM-Band immer vorhanden sind, größer als die des Nutzsignals. In einem zweiten Versuch wurde eine komplette MIMO-Übertragung mit zwei Sende- und Empfangszweigen aufgebaut. Durch Variation der Sendeleistung wurden unterschiedliche SNR-Werte nachgebildet. Auch in diesem Aufbau funktionierte der gesamte vorgeschlagene Klassifikationsempfänger gut.

Beide Experimente zeigen, dass sich sowohl alle nötigen Vorverarbeitungsschritte als auch die Klassifikation der Modulationsart im praktischen Experi-



ment bewähren können. Sowohl die Klassifikationsleistung als auch die Fähigkeit, die Trägerfrequenz, die Symbolrate und Zeit- und Taktoffsets zu schätzen, ist gut. Der hierfür nötige Rechenaufwand beträgt nur einen Bruchteil dessen von ALRT und ist so gering, dass eine Implementierung in zukünftigen Cognitive Radios möglich erscheint.

A. Kumulanten bis zur Ordnung Acht

Im Folgenden sind die Formeln zur Berechnung von Kumulanten $\kappa^{(r,s)}$ der Ordnung r , s -mal konjugiert eines komplexen, stationären, mittelwertfreien stochastischen Prozesses $Z(t_n)$ angegeben.

Kumulanten 2. Ordnung

$$\begin{aligned}\kappa^{(2,0)} \{Z(t_n)\} &= \mathbb{E}\{Z(t_n)^2\} \\ \kappa^{(2,1)} \{Z(t_n)\} &= \mathbb{E}\{Z(t_n)Z(t_n)^*\}\end{aligned}$$

Kumulanten 4. Ordnung

$$\begin{aligned}\kappa^{(4,0)} \{Z(t_n)\} &= \mathbb{E}\{Z(t_n)^4\} - 3\mathbb{E}\{Z(t_n)^2\}^2 \\ \kappa^{(4,1)} \{Z(t_n)\} &= \mathbb{E}\{Z(t_n)^3Z(t_n)^*\} \\ &\quad - 3\mathbb{E}\{Z(t_n)^2\}\mathbb{E}\{Z(t_n)Z(t_n)^*\} \\ \kappa^{(4,2)} \{Z(t_n)\} &= \mathbb{E}\{Z(t_n)^2Z(t_n)^{*2}\} \\ &\quad - \mathbb{E}\{Z(t_n)^2\}\mathbb{E}\{Z(t_n)^{*2}\} \\ &\quad - 2\mathbb{E}\{Z(t_n)Z(t_n)^*\}^2\end{aligned}$$

Kumulanten 6. Ordnung

$$\begin{aligned}\kappa^{(6,0)} \{Z(t_n)\} = & \mathbb{E}\{Z(t_n)^6\} \\ & - 15\mathbb{E}\{Z(t_n)^2\}\mathbb{E}\{Z(t_n)^4\} \\ & - 30\mathbb{E}\{Z(t_n)^2\}^3\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\kappa^{(6,1)} \{Z(t_n)\} = & \mathbb{E}\{Z(t_n)^5 Z(t_n)^*\} \\ & - 5\mathbb{E}\{Z(t_n)^4\}\mathbb{E}\{Z(t_n)Z(t_n)^*\} \\ & - 10\mathbb{E}\{Z(t_n)^3 Z(t_n)^*\}\mathbb{E}\{Z(t_n)^2\} \\ & + 30\mathbb{E}\{Z(t_n)^2\}^2\mathbb{E}\{Z(t_n)Z(t_n)^*\}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\kappa^{(6,2)} \{Z(t_n)\} = & \mathbb{E}\{Z(t_n)^4 Z(t_n)^{*2}\} \\ & - \mathbb{E}\{Z(t_n)^4\}\mathbb{E}\{Z(t_n)^{*2}\} \\ & - 8\mathbb{E}\{Z(t_n)^3 Z(t_n)^*\}\mathbb{E}\{Z(t_n)Z(t_n)^*\} \\ & - 6\mathbb{E}\{Z(t_n)^2\}\mathbb{E}\{Z(t_n)^2 Z(t_n)^{*2}\} \\ & + 6\mathbb{E}\{Z(t_n)^2\}^2\mathbb{E}\{Z(t_n)^{*2}\} \\ & + 24\mathbb{E}\{Z(t_n)^2\}\mathbb{E}\{Z(t_n)Z(t_n)^*\}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\kappa^{(6,3)} \{Z(t_n)\} = & \mathbb{E}\{Z(t_n)^3 Z(t_n)^{*3}\} \\ & - 3\mathbb{E}\{Z(t_n)^3 Z(t_n)^*\}\mathbb{E}\{Z(t_n)^{*2}\} \\ & - 9\mathbb{E}\{Z(t_n)Z(t_n)^*\}\mathbb{E}\{Z(t_n)^2 Z(t_n)^{*2}\} \\ & - 2\mathbb{E}\{Z(t_n)^2\}\mathbb{E}\{Z(t_n)Z(t_n)^{*3}\} \\ & - \mathbb{E}\{Z(t_n)^2\}\mathbb{E}\{Z(t_n)Z(t_n)^{*3}\} \\ & + 12\mathbb{E}\{Z(t_n)Z(t_n)^*\}^3 \\ & + 18\mathbb{E}\{Z(t_n)^2\}\mathbb{E}\{Z(t_n)Z(t_n)^*\}\mathbb{E}\{Z(t_n)^{*2}\}\end{aligned}$$



Kumulanten 8. Ordnung

$$\begin{aligned}\kappa^{(8,0)} \{Z(t_n)\} &= \mathbb{E}\{Z(t_n)^8\} \\ &\quad - 28\mathbb{E}\{Z(t_n)^6\}\mathbb{E}\{Z(t_n)^2\} \\ &\quad - 35\mathbb{E}\{Z(t_n)^4\}^2 \\ &\quad + 420\mathbb{E}\{Z(t_n)^2\}^2\mathbb{E}\{Z(t_n)^4\} \\ &\quad - 630\mathbb{E}\{Z(t_n)^2\}^4\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\kappa^{(8,1)} \{Z(t_n)\} &= \mathbb{E}\{Z(t_n)^7 Z(t_n)^*\} \\ &\quad - 7\mathbb{E}\{Z(t_n)^6\}\mathbb{E}\{Z(t_n) Z(t_n)^*\} \\ &\quad - 21\mathbb{E}\{Z(t_n)^5 Z(t_n)^*\}\mathbb{E}\{Z(t_n)^2\} \\ &\quad - 35\mathbb{E}\{Z(t_n)^4\}\mathbb{E}\{Z(t_n)^3 Z(t_n)^*\} \\ &\quad + 210\mathbb{E}\{Z(t_n)^4\}\mathbb{E}\{Z(t_n)^2\}\mathbb{E}\{Z(t_n) Z(t_n)^*\} \\ &\quad + 210\mathbb{E}\{Z(t_n)^2\}^2\mathbb{E}\{Z(t_n)^3 Z(t_n)^*\} \\ &\quad - 630\mathbb{E}\{Z(t_n)^2\}^3\mathbb{E}\{Z(t_n) Z(t_n)^*\}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\kappa^{(8,2)} \{Z(t_n)\} &= \mathbb{E}\{Z(t_n)^6 Z(t_n)^{*2}\} \\ &\quad - \mathbb{E}\{Z(t_n)^6\}\mathbb{E}\{Z(t_n)^{*2}\} \\ &\quad - 12\mathbb{E}\{Z(t_n)^5 Z(t_n)^*\}\mathbb{E}\{Z(t_n) Z(t_n)^*\} \\ &\quad - 15\mathbb{E}\{Z(t_n)^4 Z(t_n)^{*2}\}\mathbb{E}\{Z(t_n)^2\} \\ &\quad - 15\mathbb{E}\{Z(t_n)^4\}\mathbb{E}\{Z(t_n)^2 Z(t_n)^{*2}\} \\ &\quad + 30\mathbb{E}\{Z(t_n)^4\}\mathbb{E}\{Z(t_n)^2\}\mathbb{E}\{Z(t_n)^{*2}\} \\ &\quad + 60\mathbb{E}\{Z(t_n)^4\}\mathbb{E}\{Z(t_n) Z(t_n)^*\}^2 \\ &\quad - 20\mathbb{E}\{Z(t_n)^3 Z(t_n)^*\}^2 \\ &\quad + 240\mathbb{E}\{Z(t_n)^3 Z(t_n)^*\}\mathbb{E}\{Z(t_n)^2\}\mathbb{E}\{Z(t_n) Z(t_n)^*\} \\ &\quad + 90\mathbb{E}\{Z(t_n)^2 Z(t_n)^{*2}\}\mathbb{E}\{Z(t_n)^2\}^2 \\ &\quad - 90\mathbb{E}\{Z(t_n)^2\}^3\mathbb{E}\{Z(t_n)^{*2}\} \\ &\quad - 540\mathbb{E}\{Z(t_n)^2\}^2\mathbb{E}\{Z(t_n) Z(t_n)^*\}^2\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \kappa^{(8,3)} \{Z(t_n)\} = & \mathbb{E}\{Z(t_n)^5 Z(t_n)^{*3}\} \\
 & - 3\mathbb{E}\{Z(t_n)^5 Z(t_n)^*\} \mathbb{E}\{Z(t_n)^{*2}\} \\
 & - 15\mathbb{E}\{Z(t_n)^4 Z(t_n)^{*2}\} \mathbb{E}\{Z(t_n) Z(t_n)^*\} \\
 & - 5\mathbb{E}\{Z(t_n)^4\} \mathbb{E}\{Z(t_n) Z(t_n)^{*3}\} \\
 & + 30\mathbb{E}\{Z(t_n)^4\} \mathbb{E}\{Z(t_n) Z(t_n)^*\} \mathbb{E}\{Z(t_n)^{*2}\} \\
 & - 10\mathbb{E}\{Z(t_n)^3 Z(t_n)^{*3}\} \mathbb{E}\{Z(t_n)^2\} \\
 & - 30\mathbb{E}\{Z(t_n)^3 Z(t_n)^*\} \mathbb{E}\{Z(t_n)^2 Z(t_n)^{*2}\} \\
 & + 60\mathbb{E}\{Z(t_n)^3 Z(t_n)^*\} \mathbb{E}\{Z(t_n)^2\} \mathbb{E}\{Z(t_n)^{*2}\} \\
 & + 120\mathbb{E}\{Z(t_n)^3 Z(t_n)^*\} \mathbb{E}\{Z(t_n) Z(t_n)^*\}^2 \\
 & + 30\mathbb{E}\{Z(t_n)^2\}^2 \mathbb{E}\{Z(t_n) Z(t_n)^{*3}\} \\
 & - 270\mathbb{E}\{Z(t_n)^2\}^2 \mathbb{E}\{Z(t_n) Z(t_n)^*\} \mathbb{E}\{Z(t_n)^{*2}\} \\
 & - 360\mathbb{E}\{Z(t_n)^2\} \mathbb{E}\{Z(t_n) Z(t_n)^*\}^3 \\
 & + 180\mathbb{E}\{Z(t_n)^2\} \mathbb{E}\{Z(t_n)^2 Z(t_n)^{*2}\} \mathbb{E}\{Z(t_n) Z(t_n)^*\}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \kappa^{(8,4)} \{Z(t_n)\} = & \mathbb{E}\{Z(t_n)^4 Z(t_n)^{*4}\} \\
 & - 6\mathbb{E}\{Z(t_n)^4 Z(t_n)^{*2}\} \mathbb{E}\{Z(t_n)^{*2}\} \\
 & - \mathbb{E}\{Z(t_n)^4\} \mathbb{E}\{Z(t_n)^{*4}\} \\
 & + 6\mathbb{E}\{Z(t_n)^4\} \mathbb{E}\{Z(t_n)^{*2}\}^2 \\
 & - 16\mathbb{E}\{Z(t_n)^3 Z(t_n)^{*3}\} \mathbb{E}\{Z(t_n) Z(t_n)^*\} \\
 & - 16\mathbb{E}\{Z(t_n)^3 Z(t_n)^*\} \mathbb{E}\{Z(t_n) Z(t_n)^{*3}\} \\
 & - 6\mathbb{E}\{Z(t_n)^2 Z(t_n)^{*4}\} \mathbb{E}\{Z(t_n)^2\} \\
 & + 96\mathbb{E}\{Z(t_n)^3 Z(t_n)^*\} \mathbb{E}\{Z(t_n) Z(t_n)^*\} \mathbb{E}\{Z(t_n)^{*2}\} \\
 & - 18\mathbb{E}\{Z(t_n)^2 Z(t_n)^{*2}\}^2 \\
 & + 72\mathbb{E}\{Z(t_n)^2\} \mathbb{E}\{Z(t_n)^{*2}\} \mathbb{E}\{Z(t_n)^2 Z(t_n)^{*2}\} \\
 & + 6\mathbb{E}\{Z(t_n)^2\}^2 \mathbb{E}\{Z(t_n)^{*4}\} \\
 & - 54\mathbb{E}\{Z(t_n)^2\}^2 \mathbb{E}\{Z(t_n)^{*2}\}^2 \\
 & + 144\mathbb{E}\{Z(t_n)^2 Z(t_n)^{*2}\} \mathbb{E}\{Z(t_n) Z(t_n)^*\}^2 \\
 & + 96\mathbb{E}\{Z(t_n)^2\} \mathbb{E}\{Z(t_n) Z(t_n)^{*3}\} \mathbb{E}\{Z(t_n) Z(t_n)^*\}
 \end{aligned}$$



$$\begin{aligned} & - 144\mathbb{E}\{Z(t_n)^Z(t_n)^*\}^4 \\ & - 432\mathbb{E}\{Z(t_n)^2Z(t_n)^*\}\mathbb{E}\{Z(t_n)Z(t_n)^*\}\mathbb{E}\{Z(t_n)^{*2}\} \end{aligned}$$

B. Kovarianzmatrizen des Kumulantenschätzers

B.1. Kovarianzmatrix $\Sigma_i^{(4,0)}$ der Merkmale $\hat{\kappa}^{(4,0)}$

$$\begin{aligned}
 \Sigma_i^{(4,0)} &= \mathbb{E} \left\{ \hat{\kappa}^{(4,0)} \left(\hat{\kappa}^{(4,0)} \right)^H \right\} - \mathbb{E} \left\{ \hat{\kappa}^{(4,0)} \right\} \mathbb{E} \left\{ \left(\hat{\kappa}^{(4,0)} \right)^H \right\} \\
 &\approx \frac{1}{N} 24 \sigma_w^8 \left(\left(\mathbf{H}^H \mathbf{H} \right)^{-1} \right)^{\circ 4} + \frac{1}{N} \mathbf{I}_{N_t} \circ \\
 &\left(\left(\left(16 \mu_i^{(6,3)} - 96 \mu_i^{(2,0)} \mu_i^{(4,1)} + 144 \left(\mu_i^{(2,0)} \right)^2 \mu_i^{(2,1)} \right) \sigma_w^2 \left(\mathbf{H}^H \mathbf{H} \right)^{-1} \right. \right. \\
 &+ \left(72 \mu_i^{(4,2)} - 72 \left(\mu_i^{(2,0)} \right)^2 \right) \sigma_w^4 \left(\left(\mathbf{H}^H \mathbf{H} \right)^{-1} \right)^{\circ 2} \\
 &+ 96 \sigma_w^6 \mu_i^{(2,1)} \left(\left(\mathbf{H}^H \mathbf{H} \right)^{-1} \right)^{\circ 3} + \mathbf{I}_{N_t} \left(\mu_i^{(8,4)} - 12 \mu_i^{(2,0)} \mu_i^{(6,2)} \right. \\
 &\left. \left. + 12 \left(\mu_i^{(2,0)} \right)^2 \mu_i^{(4,0)} + 12 \left(\mu_i^{(2,0)} \right)^2 \mu_i^{(4,2)} - 36 \left(\mu_i^{(2,0)} \right)^4 \right) \right) \quad (\text{B.1})
 \end{aligned}$$

B.2. Kovarianzmatrix $\Sigma_i^{(4,2)}$ der Merkmale $\hat{\kappa}^{(4,2)}$

$$\begin{aligned}
 \Sigma_i^{(4,2)} &= \mathbb{E} \left\{ \hat{\kappa}^{(4,2)} \left(\hat{\kappa}^{(4,2)} \right)^H \right\} - \mathbb{E} \left\{ \hat{\kappa}^{(4,2)} \right\} \mathbb{E} \left\{ \left(\hat{\kappa}^{(4,2)} \right)^H \right\} \\
 &\approx \frac{1}{N} \mathbf{I}_{N_t} \circ \left(-188 \sigma_w^8 \left(\left(\mathbf{H}^H \mathbf{H} \right)^{-1} \right)^{\circ 4} \right. \\
 &+ 16 \sigma_w^6 \mu_i^{(2,1)} \left(\left(\mathbf{H}^H \mathbf{H} \right)^{-1} \right)^{\circ 3} + \left(20 \mu_i^{(4,2)} - 4 \left(\mu_i^{(2,0)} \right)^2 \right. \\
 &\left. + 64 \left(\mu_i^{(2,1)} \right)^2 \right) \sigma_w^4 \left(\left(\mathbf{H}^H \mathbf{H} \right)^{-1} \right)^{\circ 2} + \left(8 \mu_i^{(6,3)} - 32 \mu_i^{(2,1)} \mu_i^{(4,2)} \right)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& -16\mu_i^{(2,0)}\mu_i^{(4,1)} + 40\left(\mu_i^{(2,0)}\right)^2\mu_i^{(2,1)} \\
& + 32\left(\mu_i^{(2,1)}\right)^3\sigma_w^2\left(\mathbf{H}^H\mathbf{H}\right)^{-1} + \mathbf{I}_{N_t}\left(\mu_i^{(8,4)} - \left(\mu_i^{(4,2)}\right)^2\right. \\
& - 4\mu_i^{(2,0)}\mu_i^{(6,2)} - 8\mu_i^{(2,1)}\mu_i^{(6,3)} + 6\left(\mu_i^{(2,0)}\right)^2\mu_i^{(4,2)} \\
& + 24\left(\mu_i^{(2,1)}\right)^2\mu_i^{(4,2)} + 2\left(\mu_i^{(2,0)}\right)^2\mu_i^{(4,0)} + 16\mu_i^{(2,0)}\mu_i^{(2,1)}\mu_i^{(4,1)} \\
& \left. - 16\left(\mu_i^{(2,0)}\right)^2\left(\mu_i^{(2,1)}\right)^2 - 16\left(\mu_i^{(2,1)}\right)^4 - 4\left(\mu_i^{(2,0)}\right)^4\right) \quad (\text{B.2})
\end{aligned}$$

B.3. Kreuzkovarianzmatrix $\Sigma_i^{(4,0);(4,2)}$ der Merkmale $\hat{\kappa}^{(4,0)}$ und $\hat{\kappa}^{(4,2)}$

$$\begin{aligned}
\Sigma_i^{(4,0);(4,2)} &= \mathbb{E}\left\{\hat{\kappa}^{(4,0)}\left(\hat{\kappa}^{(4,2)}\right)^H\right\} - \mathbb{E}\left\{\hat{\kappa}^{(4,0)}\right\}\mathbb{E}\left\{\left(\hat{\kappa}^{(4,2)}\right)^H\right\} \\
&\approx \frac{1}{N}\mathbf{I}_{N_t} \circ \left(12\sigma_w^4\left(\mu_i^{(4,0)} - \left(\mu_i^{(2,0)}\right)^2\right)\left(\left(\mathbf{H}^H\mathbf{H}\right)^{-1}\right)^{\circ 2}\right. \\
&+ \left(8\mu_i^{(6,1)} - 16\mu_i^{(4,0)}\mu_i^{(2,1)} - 32\mu_i^{(2,0)}\mu_i^{(4,1)}\right. \\
&+ 72\left(\mu_i^{(2,0)}\right)^2\mu_i^{(2,1)}\sigma_w^2\left(\mathbf{H}^H\mathbf{H}\right)^{-1} + \mathbf{I}_{N_t}\left(\mu_i^{(8,2)} - \mu_i^{(4,0)}\mu_i^{(4,2)}\right. \\
&- \mu_i^{(2,0)}\mu_i^{(6,0)} - 7\mu_i^{(2,0)}\mu_i^{(6,2)} - 4\mu_i^{(2,1)}\mu_i^{(6,1)} \\
&+ 8\left(\mu_i^{(2,0)}\right)^2\mu_i^{(4,0)} + 4\left(\mu_i^{(2,1)}\right)^2\mu_i^{(4,0)} + 12\left(\mu_i^{(2,0)}\right)^2\mu_i^{(4,2)} \\
&\left. + 24\mu_i^{(2,0)}\mu_i^{(2,1)}\mu_i^{(4,1)} - 24\left(\mu_i^{(2,0)}\right)^2\left(\mu_i^{(2,1)}\right)^2 - 12\left(\mu_i^{(2,1)}\right)^4\right) \quad (\text{B.3})
\end{aligned}$$

C. Klassifikationsperformance von 2-dimensionalen Merkmalsvektoren

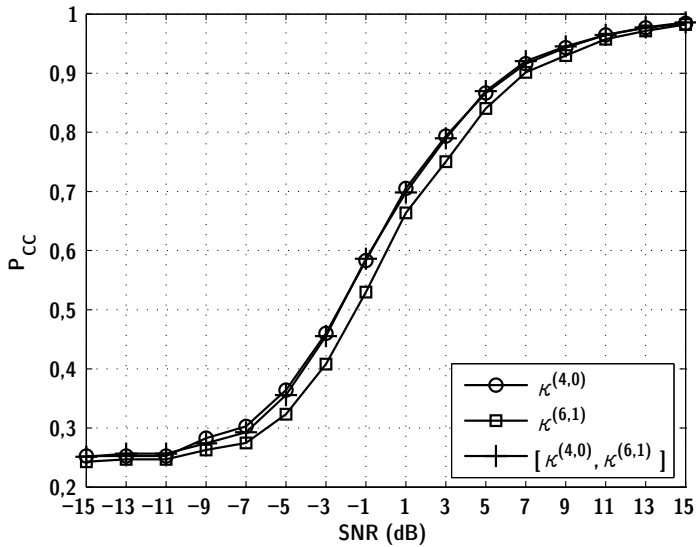


Abbildung C.1.: Klassifikationsraten der Merkmale $\kappa^{(4,0)}$, $\kappa^{(6,1)}$ sowie $[\kappa^{(4,0)}, \kappa^{(6,1)}]$.

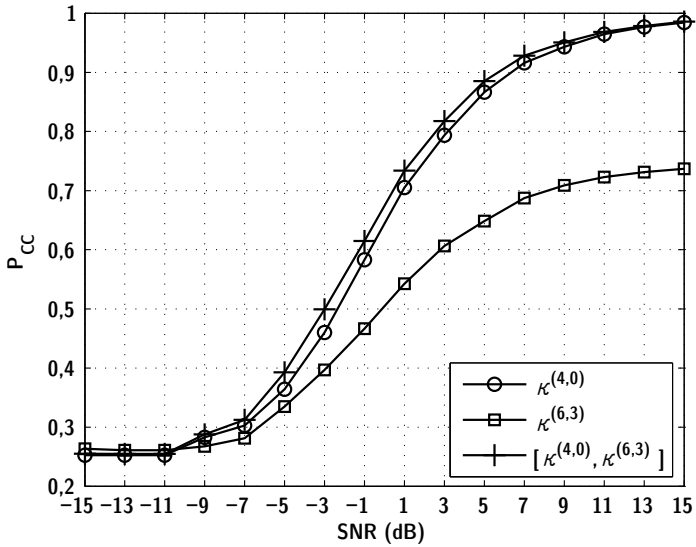


Abbildung C.2.: Klassifikationsraten der Merkmale $\kappa^{(4,0)}$, $\kappa^{(6,3)}$ sowie $[\kappa^{(4,0)}, \kappa^{(6,3)}]$.

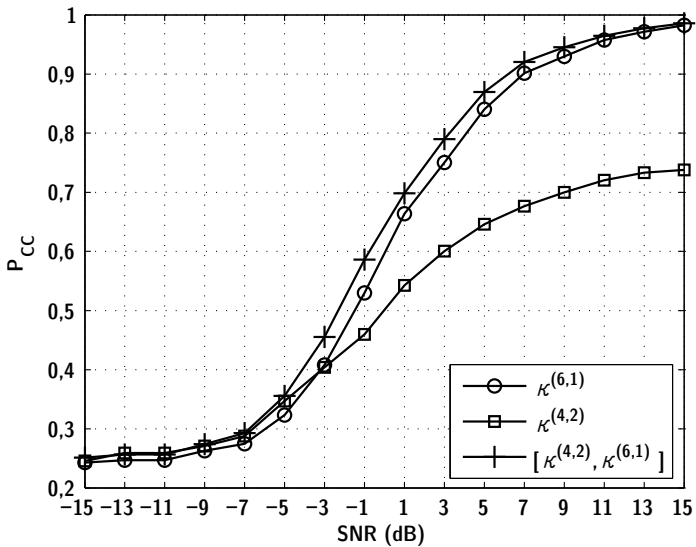


Abbildung C.3.: Klassifikationsraten der Merkmale $\kappa^{(4,2)}$, $\kappa^{(6,1)}$ sowie $[\kappa^{(4,2)}, \kappa^{(6,1)}]$.

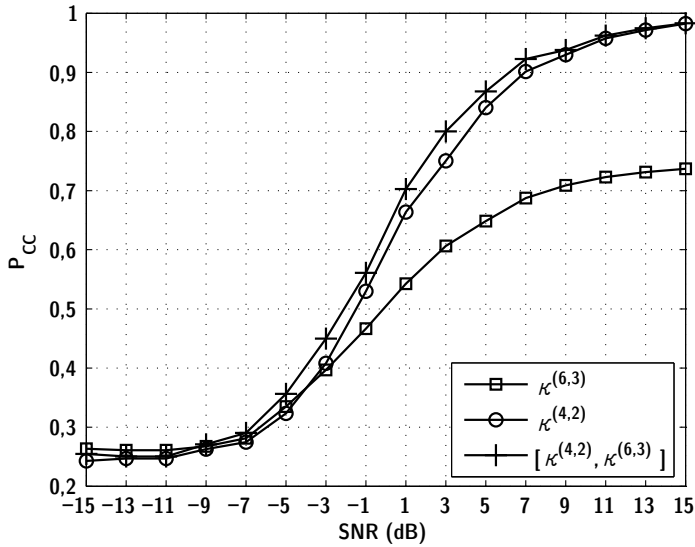


Abbildung C.4.: Klassifikationsraten der Merkmale $\kappa^{(4,2)}$, $\kappa^{(6,3)}$ sowie $[\kappa^{(4,2)}, \kappa^{(6,3)}]$.

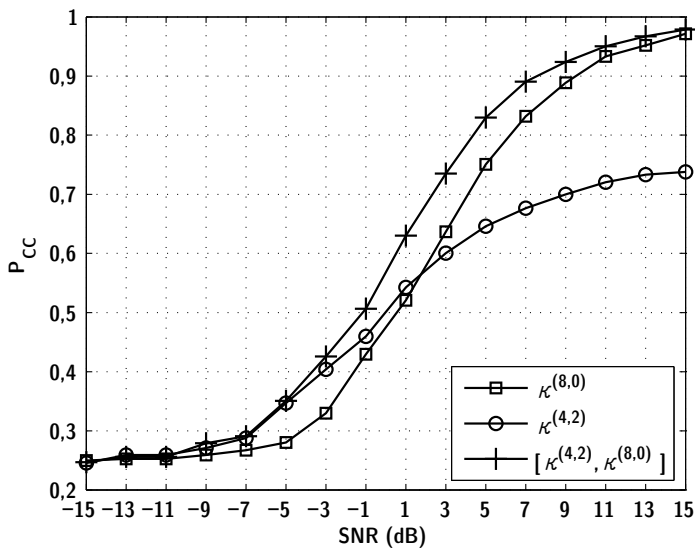


Abbildung C.5.: Klassifikationsraten der Merkmale $\kappa^{(4,2)}$, $\kappa^{(8,0)}$ sowie $[\kappa^{(4,2)}, \kappa^{(8,0)}]$.

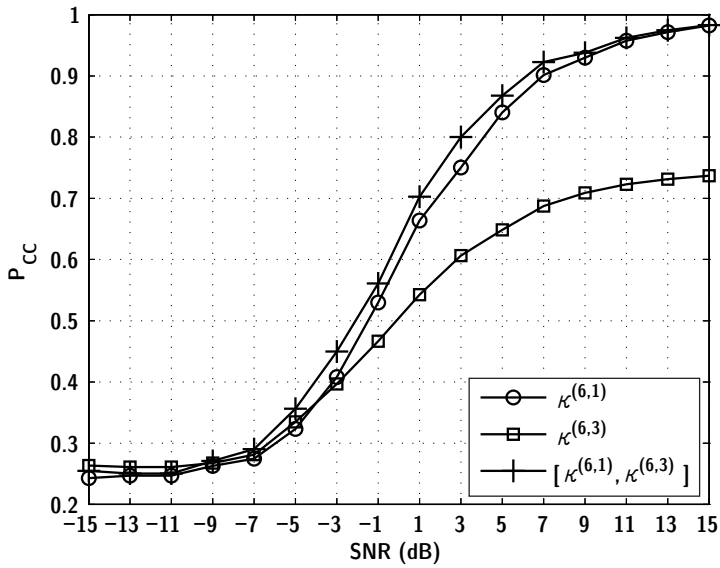


Abbildung C.6.: Klassifikationsraten der Merkmale $\kappa^{(6,1)}$, $\kappa^{(6,3)}$ sowie $[\kappa^{(6,1)}, \kappa^{(6,3)}]$.

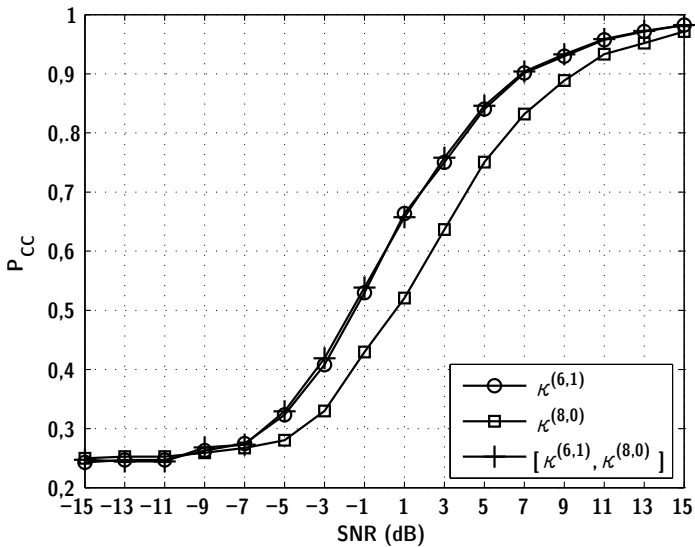


Abbildung C.7.: Klassifikationsraten der Merkmale $\kappa^{(6,1)}$, $\kappa^{(8,0)}$ sowie $[\kappa^{(6,1)}, \kappa^{(8,0)}]$.

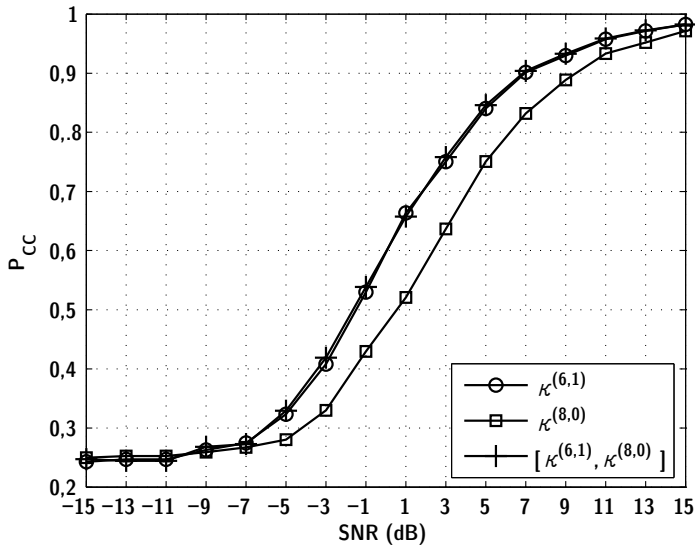


Abbildung C.8.: Klassifikationsraten der Merkmale $\kappa^{(6,3)}$, $\kappa^{(8,0)}$ sowie $[\kappa^{(6,3)}, \kappa^{(8,0)}]$.

Literaturverzeichnis

- [80206] IEEE COMPUTER SOCIETY AND THE IEEE MICROWAVE THEORY AND TECHNIQUES SOCIETY (Hrsg.): *IEEE Standard 802.16e for Local and Metropolitan Area Networks Part 16: Air Interface for Fixed and Mobile Broadband Wireless Access Systems*. Online. Version: Februar 2006. <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=5062485>, Abruf: 24.10.2013
- [80211] WORKING GROUP OF THE LAN/MAN STANDARDS COMMITTEE OF THE IEEE COMPUTER SOCIETY (Hrsg.): *IEEE Standard 802.11n for Information Technology - Telecommunications and Information Exchange Between Systems - Local and Metropolitan Area Networks - Specific Requirements Part 11: Wireless LAN Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) Specifications*. Online. Version: November 2011. <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=6178212>, Abruf: 24.10.2013
- [Ala98] ALAMOUTI, Siavash M.: A Simple Transmit Diversity Technique for Wireless Communications. In: *IEEE Journal on Selected Areas in Communications* Bd. 16 (1998), Oktober, Nr. 8, S. 1451–1458. – ISSN 0733–8716
- [AN95a] AZZOUZ, Elsayed; NANDI, Asoke K.: Automatic Analogue Modulation Recognition. In: *Signal Processing* Bd. 46 (1995), S. 211–222
- [AN95b] AZZOUZ, Elsayed; NANDI, Asoke K.: Automatic Identification of Digital Modulation Types. In: *Signal Processing* Bd. 47 (1995), S. 55–69

- [AN96] AZZOUZ, Elsayed; NANDI, Asoke K.: *Automatic Modulation Recognition of Communication Signals*. Boston, Massachusetts: Kluwer Academic, 1996. – ISBN 0–7923–9796–7
- [And06] ANDERSON, John B.: *Digital Transmission Engineering*. Hoboken, NJ: Wiley-IEEE Press, 2006. – 472 S.
- [BSMM97] BRONSTEIN, Ilja N.; SEMENDJAJEW, Konstantin A.; MUSIOL, Gerhard ; MÜHLIG, Heiner: *Taschenbuch der Mathematik*. 3. Auflage. Frankfurt am Main, Thun: Verlag Harri Deutsch, 1997
- [CAY+09] CHOQUEUSE, Vincent; AZOU, Stephane; YAO, Koffi; COLLIN, Ludovic ; BUREL, Gilles: Blind Modulation Recognition for MIMO Systems. In: *MTA Review* Bd. 19 (2009), Juni, S. 183–196
- [CJ10] COMON, Pierre; JUTTEN, Christian: *Handbook of Blind Source Separation: Independent Component Analysis and Applications*. Elsevier, 2010 (Academic Press). – ISBN 9780123747266
- [CMC+10] CHOQUEUSE, Vincent; MARAZIN, Mélanie; COLLIN, Ludovic; YAO, Koffi ; BUREL, Gilles: Blind Recognition of Linear Space Time Block Codes: A Likelihood-Based Approach. In: *IEEE Transactions on Signal Processing* Bd. 58 (2010), März, Nr. 3, S. 1290–1299. – ISSN 1053–587X
- [Cor07] CORAZZA, Giovanni E. (Hrsg.): *Digital Satellite Communications*. New York, NY: Springer, 2007 (Information Technology: Transmission, Processing and Storage)
- [CS93] CARDOSO, Jean-François; SOULOUMIAC, Antoine: Blind Beamforming for Non-Gaussian Signals. In: *IEE Proceedings on Radar and Signal Processing* Bd. 140 (1993), Dezember, Nr. 6, S. 362–370. – ISSN 0956–375X
- [DABNS07] DOBRE, Octavia A.; ABDI, Ali; BAR-NESS, Yeheskel ; SU, Wei: Survey of Automatic Modulation Classification Techniques: Classical Approaches and New Trends. In: *IET Communications* Bd. 1 (2007), April, Nr. 2, S. 137–156. – ISSN 1751–8628



- [DBNS03] DOBRE, Octavia A.; BAR-NESS, Yeheskel ; SU, Wei: Higher-Order Cyclic Cumulants for High Order Modulation Classification. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Military Communications*, 2003, S. 112 – 117
- [DORI12] DOBRE, Octavia A.; ÖNER, Mengüç; RAJAN, Sreeraman ; INKOL, Robert: Cyclostationarity-Based Robust Algorithms for QAM Signal Identification. In: *IEEE Communications Letters* Bd. 16 (2012), Januar, Nr. 1, S. 12 –15. – ISSN 1089–7798
- [EEN⁺13] EL GEMAYEL, Noha; ELSNER, Jens; NAGEL, Stefan; KOSLOWSKI, Sebastian ; TANBOURGI, Ralph: *Abschlussbericht Signalverarbeitungsalgorithmen und Methoden zur Unterstützung des dynamischen Spektrummanagements KMU - Innovationsoffensive Informations- und Kommunikationstechnologie Verbundvorhaben "Intelligentes Supportsystem für die Digitale Dividende"*. Karlsruhe, Juni 2013
- [Ett09] ETTUS RESEARCH (Hrsg.): *USRP2: The Next Generation of Software Radio Systems*. Online. http://www.ece.umn.edu/users/ravi0022/class/ee4505/ettus_ds_usrp2_v5.pdf. Version: November 2009, Abruf: 05.06.2013
- [Ett13a] ETTUS RESEARCH (Hrsg.): *Product Information: WBX 50-2200 MHz Rx/Tx*. Online. <https://www.ettus.com/product/details/WBX>. Version: Oktober 2013, Abruf: 05.06.2013
- [Ett13b] ETTUS RESEARCH (Hrsg.): *UHD Daughterboard Application Notes*. Online. http://files.ettus.com/uhd_docs/manual/html/dboards.html. Version: Oktober 2013, Abruf: 05.06.2013
- [Fos96] FOSCHINI, Gerard J.: Layered Space-Time Architecture for Wireless Communication in a Fading Environment When Using Multiple Antennas. In: *Bell Labs Technical Journal* (1996), S. 41–59
- [Gar05] GARMIN LTD. (Hrsg.): *Rugged GPS Receiver and Antenna Modules with WAAS*. Online. http://www8.garmin.com/specs/GPS_16_17spec_sheet_0805.pdf. Version: 2005, Abruf: 05.06.2013

- [GS94] GARDNER, William A.; SPOONER, Chad M.: The Cumulant Theory of Cyclostationary Time-Series, Part I: Foundation. In: *IEEE Transactions on Signal Processing* Bd. 42 (1994), Dezember, Nr. 12, S. 3387–3408. – ISSN 1053–587X
- [Gut05] GUT, Allan; CASELLA, George (Hrsg.); FIENBERG, Stephen (Hrsg.); OLKIN, Ingram (Hrsg.): *Probability: A Graduate Course*. New York, NY: Springer, 2005. – ISBN 978–1–4419–1985–4
- [HDHN12] HASSAN, Kais; DAYOUB, Iyad; HAMOUDA, Walaa ; NZÉZA, Crépin N.: Blind Digital Modulation Identification for Spatially-Correlated MIMO Systems. In: *IEEE Transactions on Wireless Communications* Bd. 11 (2012), Feb., Nr. 2, S. 683–693. – ISSN 1536–1276
- [Hen95] HENZE, Norbert: *Stochastik II. Maß- und Wahrscheinlichkeitstheorie*. Karlsruhe: Skriptum zur Vorlesung, 1995
- [HNB⁺10] HASSAN, Kais; NZÉZA, Crépin N.; BERBINEAU, M.; HAMOUDA, Walaa ; DAYOUB, Iyad: Blind Modulation Identification for MIMO Systems. In: *Proc. IEEE GLOBECOM*, 2010. – ISSN 1930–529X, S. 1–5
- [HO04] HYVÄRINEN, Aapo; OJA, Erkki: *Independent Component Analysis: Algorithms and Applications*. Online. http://mlsp.cs.cmu.edu/courses/fall2012/lectures/ICA_Hyvarinen.pdf. Version: Dezember 2004, Abruf: 24.10.2013
- [HPC00] HO, K. C.; PROKOPIW, W. ; CHAN, Y. T.: Modulation Identification of Digital Signals by the Wavelet Transform. In: *IEE Proceedings - Radar, Sonar and Navigation* Bd. 147 (2000), Nr. 4, S. 169–176. – ISSN 1350–2395
- [HZSK08] HAN, Ning; ZHENG, Guanbo; SOHN, Sung H. ; KIM, Jae-Moung: Cyclic Autocorrelation Based Blind OFDM Detection and Identification for Cognitive Radio. In: *Proceedings of the International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing*, 2008, S. 1–5



- [Jon85] JONDRAL, Friedrich: Automatic Classification of High Frequency Signals. In: *Signal Processing* Bd. 9 (1985), S. 177–190
- [Jon91] JONDRAL, Friedrich: *Funksignalanalyse*. Stuttgart: Teubner, 1991 (Teubner-Studienbücher: Elektrotechnik). – ISBN 3–519–06132–5
- [Jon11] JONDRAL, Friedrich: *Nachrichtensysteme*. 4. Auflage. Wilburgstetten: J. Schlembach Fachverlag, 2011
- [JW02] JONDRAL, Friedrich; WIESLER, Anne: *Wahrscheinlichkeitsrechnung und stochastische Prozesse: Grundlagen für Ingenieure und Naturwissenschaftler*. 2. Auflage. Stuttgart [u.a.]: Teubner, 2002 (Lehrbuch). – ISBN 3–519–16263–6
- [Kam08] KAMMEYER, Karl-Dirk: *Nachrichtenübertragung*. 4. Auflage. Wiesbaden: Vieweg + Teubner, 2008 (Studium). – ISBN 978–3–8351–0179–1
- [Kay93] KAY, Steven M.: *Fundamentals of Statistical Signal Processing*. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall International Editions, 1993
- [Kre12] KREBS, Volker: *Heinrich Hertz: Die bahnbrechenden Ergebnisse seiner Arbeiten an der Technischen Hochschule Karlsruhe und die Veröffentlichung "Über Strahlen elektrischer Kraft" in den Sitzungsberichten der Preußischen Akademie der Wissenschaften zu Berlin vom 13. Dezember 1888*. Online. http://hhg.gdh.kit.edu/downloads/Hertz_Briefmarke_2013.pdf. Version: Mai 2012, Abruf: 13.08.2013
- [Kro96] KROSCHER, Kristian: *Statistische Nachrichtentheorie*. 3. Auflage. Berlin: Springer, 1996 (Hochschultext)
- [LHS⁺13] LIU, Yu; HAIMOVICH, A. M.; SU, Wei; DABIN, Jason ; KANTERAKIS, Emmanuel: Modulation Classification of MIMO-OFDM Signals by Independent Component Analysis and Support Vector Machines. In: *ArXiv e-prints online* (2013), Juli. <http://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1307/1307.4430.pdf>, Abruf: 24.10.2013

- [LS111] LS TELCOM (Hrsg.): *Intelligentes Supportsystem für die Digitale Dividende (ISDD) Systemdesign-Dokument Phase: I Definitionsphase*. Lichtenau (Baden), April 2011
- [LTE06] 3RD GENERATION PARTNERSHIP PROJECT (Hrsg.): *UTRA-UTRAN Long Term Evolution (LTE) and 3GPP System Architecture Evolution (SAE)*. online. ftp://ftp.3gpp.org/Inbox/2008_web_files/LTA_Paper.pdf. Version: Oktober 2006, Ab-ruf: 16.08.2013
- [Md94] MOENECLAEY, Marc; DE JONGHE, Geert: ML-Oriented NDA Carrier Synchronization for General Rotationally Symmetric Signal Constellations. In: *IEEE Transactions on Communications* Bd. 42 (1994), Nr. 8, S. 2531–2533. – ISSN 0090–6778
- [MD97] MENGALI, Umberto; D’ANDREA, Aldo N.: *Synchronization Techniques for Digital Receivers*. Plenum Press, 1997
- [MM99] MITOLA, Joseph; MAGUIRE, Gerhald Q.: Cognitive radio: making software radios more personal. In: *IEEE Journal on Personal Communications* Bd. 6 (1999), aug, Nr. 4, S. 13–18. – ISSN 1070–9916
- [MOD⁺12] MÜHLHAUS, Michael S.; ÖNER, Mengüç; DOBRE, Octavia A.; JÄKEL, Holger U. ; JONDRAL, Friedrich K.: Automatic Modulation Classification for MIMO Systems Using Fourth-Order Cumulants. In: *Proceedings of the IEEE Vehicular Technology Conference Fall, 2012*. – ISSN 1090–3038, S. 1–5
- [MOD⁺13] MÜHLHAUS, Michael S.; ÖNER, Mengüç; DOBRE, Octavia A.; JÄKEL, Holger U. ; JONDRAL, Friedrich K.: A Novel Algorithm for MIMO Signal Classification Using Higher-Order Cumulants. In: *Proceeding of the IEEE Radio Wireless Symposium, 2013*, S. 1–3
- [MODJ13] MÜHLHAUS, Michael S.; ÖNER, Mengüç; DOBRE, Octavia A. ; JONDRAL, Friedrich K.: A Low Complexity Modulation Classification Algorithm for MIMO Systems. In: *IEEE Communications Letters* (2013), Oktober, S. 1881–1884



- [MRLV08] MOSQUERA, Carlos; ROBERTO, Sandro S. ; LOPEZ-VALCARCE: Non-Data-Aided Symbol Rate Estimation of Linearly Modulated Signals. In: *IEEE Transactions on Signal Processing* Bd. 56 (2008), Nr. 2, S. 664–674. – ISSN 1053–587X
- [PS08] PROAKIS, John G.; SALEHI, Masoud: *Digital Communications*. 5. Internationale Auflage. New York, NY: McGraw-Hill, 2008
- [Rei93] REICHERT, Jürgen: *Ein Verfahren zur Klassifikation von Modulationssignalen auf der Basis ihrer Momente höherer Ordnung*. Aachen: Verlag Shaker, 1993
- [Rin08] RINNE, Horst; AUFLAGE, 4. (Hrsg.): *Taschenbuch der Statistik*. Frankfurt am Main: Verlag Harry Deutsch, 2008
- [Rot64] ROTA, Gian-Carlo: The Number of Partitions of a Set. In: *The American Mathematical Monthly* Bd. 71 (1964), Nr. 5, S. 498–504. – ISSN 00029890
- [SBNS07] SHI, Miao; BAR-NESS, Yeheskel ; SU, Wei: Blind OFDM Systems Parameters Estimation for Software Defined Radio. In: *Proceedings of IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks*, 2007, S. 119–122
- [SBS00] SWAMI, Ananthram; BARBAROSSA, Sergio ; SADLER, Brian M.: Blind Source Separation and Signal Classification. In: *Conference Record of the Thirty-Fourth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers* Bd. Bd. 2, 2000, S. 1187 –1191
- [Sch13] SCHWALL, Michael: *Simulink-UHD: A Simulink Interface for the UHD*. Online. <http://www.cel.kit.edu/simulink-uhd.php>. Version: Oktober 2013
- [She05] SHEN, Dawei: *Tutorial 4: The USRP Board*. Online. <http://astro.square7.ch/Datenblaetter/gnuradiodoc-4.pdf>. Version: August 2005
- [Shl09] SHLENS, Jonathon: *A Tutorial on Principal Component Analysis*. Online. <http://www.sn1.salk.edu/~shlens/pca.pdf>.

Version: April 2009

- [Sim02] SIMON, Marvin K.: *Probability Distributions Involving Gaussian Random Variables: A Handbook for Engineers and Scientists*. Boston, Massachusetts: Kluwer Academic, 2002 (Kluwer International Series in Engineering and Computer Science). – ISBN 1-402-07058-6
- [Sir03] SIRIO ANTENNE (Hrsg.): *Model SD 3000 U/N Wide-band Base Station Antenna*. http://www.sirioantenne.it/prodotti_ant.php?category=WIDE-BAND+Base+Antenna&antenna=++SD+3000+U+%2F+N&idc=1011280996&idg=1008171225&idp=105.
Version: November 2003, Abruf: 05.06.2013
- [Spo95] SPOONER, Chad M.: Classification of Co-Channel Communication Signals using Cyclic Cumulants. In: *Proceedings of the Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, 1995, S. 531 –536
- [Spo01] SPOONER, Chad M.: On the Utility of Sixth-Order Cyclic Cumulants for RF Signal Classification. In: *Proceedings of the Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, 2001, S. 890 –897
- [SS00] SWAMI, Ananthram; SADLER, Brian M.: Hierarchical Digital Modulation Classification Using Cumulants. In: *IEEE Transactions on Communications* Bd. 48 (2000), März, Nr. 3, S. 416 –429. – ISSN 0090-6778
- [Ste74] STEINBERG, David: *Computational Matrix Algebra*. New York, NY: McGraw-Hill, 1974
- [Tri07a] TRIMBLE NAVIGATION LTD. (Hrsg.): *Trimble Mini-T GPS Disciplined Clock Module*. Online. http://www.dpie.com/manuals/gps/trimble/MiniT_UG_1B.pdf. Version: September 2007, Abruf: 05.06.2013
- [Tri07b] TRIMBLE NAVIGATION LTD. (Hrsg.): *Mini-T GPS Disciplined Clock Board*. Online. <http://www.dpie.com/datasheets/gps/>



022542-007C_Mini-T_DS_0907_A4_lr.pdf. Version: 2007, Ab-
ruf: 05.06.2013

- [Van68] VAN TREES, Harry L.: *Detection, Estimation, and Modulation Theory. Part I.* New York, NY: John Wiley and Sons, New York, 1968
- [WM00] WEI, Wen; MENDEL, Jerry M.: Maximum-likelihood Classification for Digital Amplitude-Phase Modulations. In: *IEEE Transactions on Communications* Bd. 48 (2000), Februar, Nr. 2, S. 189–193. – ISSN 0090–6778

Stipendium

Teile dieser Arbeit entstanden während eines Forschungsaufenthalts an der Memorial University of Newfoundland (MUN) in St. John's, Kanada. Dieser Aufenthalt wurde vom Karlsruhe House of Young Scientists (KHYS) und dem Communications Engineering Lab (CEL) gefördert.

Ich bedanke mich herzlich für diese Förderung und das mir entgegengebrachte Vertrauen.

Index

- Ähnliche Matrix, 25
- Alamouti-Code, 21
- ALRT, MIMO, 32
- ALRT, SISO, 18
- Amplitude-Shift Keying, 28
- Amplitudenmodulation, 1
- Average-Likelihood-Ratio-Test, 18

- Bayes-Kriterium, 15
- Bellzahl, 10
- Binary Phase-Shift Keying, 28
- Bundesnetzagentur, 3

- C-Netz, 1
- Charakteristischen Funktion, 8
- Cognitive Radio, 3

- DAB, 2
- Diagonal Bell Labs Layered Space
Time Architecture, 21
- Diskrete Fourier-Transformation, 87
- Distributed MIMO, 93

- Eigenvektor, 24
- Eigenwert, 24
- Eigenwertzerlegung, 24

- Färbung, 22
- Fourierkoeffizienten, 14
- Fourierreihe, 14
- Frequency-Shift Keying, 28
- Frequenzmodulation, 1

- Frequenzplan, 2
- Frequenzregulierung, 3
- Frequenzschätzung, 80
- Funkaufklärung, 3

- Gaussian Minimum-Shift Keying, 38
- Global Positioning System, 94
- Grenzwertsatz, 43

- Hadamard-Produkt, 49
- Hauptachsentransformation, 62
- Hauptkomponentenanalyse, 23
- HLRT, MIMO, 35

- IEEE 802.11n, 37
- Independent Component Analysis,
24
- Industrial, Scientific and Medical,
3

- JADE, 26
- Joint-Approximate Diagonalization
of Eigenmatrices, 26

- Künstliches neuronales Netze, 27
- Kanalkompensation, 22
- Kanalschätzung, 72
- Klassifikationsrate, theoretisch, 65
- Konfusionsplot, 51
- Kumulante, 8
- Kumulante, komplex, 10
- Kumulante, zyklisch, 15

- Kumulantentensor, 12
- Kurzwelle, 1

- Lernmatrizen, 27
- Likelihood-basierte Modulationsarten-erkennung, 27
- Likelihood-basierten Verfahren, 27
- Likelihood-basierten Verfahren, MI-MO, 32
- Likelihood-Ratio, 17
- Likelihood-Ratio-Test, 17
- LTE, 37

- Maximum-a-posteriori-Kriterium, 17
- Maximum-Likelihood Lösung, 42
- Maximum-Likelihood-Ratio-Test, 18
- Mean Square Error, 78
- Mehrantennensysteme, 2
- Merkmalbasierte Modulationsarten-erkennung, 28
- Merkmalbasierte Verfahren, MIMO, 35
- Merkmalbasierte Verfahren, SISO, 28
- Minimum-Mean-Square Error, 22
- Minimum-Varianz Schätzer, 54
- Mittelwert, 8
- Moment, periodisch, 14
- Moment, zyklisch, 14
- Momente, 7
- Momente erzeugenden Funktion, 8
- Multihypothesen-Problem, 17
- Multiple-Input Multiple-Output, 2, 19
- Multivariater Grenzwertsatz, 43

- Orthogonal Frequency-Division Multiplexing, 38
- Orthogonaler Block-Code, 21

- Peak to Average Ratio, 86
- Permutationsmatrix, 25
- Phase-Shift Keying, 29
- Phasenschätzung, 71
- Pulsformung, 79

- Quadrature Amplitude Modulation, 29

- Radio Data System, 2
- Rauschvarianzschätzung, 76
- Rayleigh-Blockfading, 19
- Risikofunktion, 16
- Root-Raised-Cosine Filter, 79

- Schiefe, 8
- Sensornetzwerk, 93
- Signal-zu-Rauschverhältnis, 20
- Single-Input Multiple-Output, 93
- Single-Input Single-Output, 3
- Slutsky, Lemma von, 44
- Software-Defined-Radio, 5
- Space-Time-Blockcode, 21
- Space-Time-Code, 20, 75
- Spatial Multiplexing, 20
- Stationärer Prozess, 13
- Synchronisation, 79

- Ultrakurzwelle, 1
- Unitarität, 24
- Universal Software Radio Platform, 90
- User Datagram Protocol, 90

- Varianz, 8
- Verschiebungsvektor, 14
- Vertauschungsmatrix, 51
- Vertical Bell Labs Layered Space Time Architecture, 20
- Viterbi-Algorithmus, 1

Wölbung, 8
Whiteningmatrix, 25
WiMAX, 37

Zero-Forcing, 22
Zero-Padding, 88
Zwei-Hypothesen-Problem, 15
Zyklische Frequenz, 14
Zyklostationäre Prozesse, 14
Zyklostationarität, 14